



# EVALUATION DU POTENTIEL DES IMAGES SATELLITAIRES À TRÈS HAUTE RÉOLUTION SPATIALE ET LEUR ANALYSE ORIENTÉE OBJET POUR LA CARTOGRAPHIE DU MODE D'OCCUPATION DU SOL À LA RÉUNION

Beatriz Bellón de la Cruz

Stage de fin d'études, Année 2014

Master 2 Géosphère

Spécialité « Télédétection et Risques Naturels »

Université de la Réunion

**Maître de stage :**

Pierre TODOROFF

Chercheur, CIRAD

**Tutrice académique :**

Gwenaëlle PENNOBER

Maître de conférences HDR

Université de La Réunion





## REMERCIEMENTS

---

*En premier lieu, je tiens à remercier mon maître de stage Pierre TODOROFF pour son accueil chaleureux et la confiance qu'il m'a accordée. Nos discussions ont enrichi ce travail et son soutien m'a été précieux pendant ces 6 mois de stage.*

*J'adresse aussi mes remerciements à l'ensemble de l'équipe ARTISTS, cela a été un véritable plaisir de travailler avec vous tous. Je tiens à remercier à Elodie VINTROU, Valentine LEBOURGEOIS et Julien MOREL, pour les échanges et les conseils qui m'ont inspiré et encouragé dans mon travail. Je souhaite aussi adresser ma gratitude à Lionel LE MEZO, Raymond NATIVEL et Agnès TENDERO, pour l'ambiance de travail très agréable qu'ils instaurent au sein de l'équipe et leur sympathie de tous les jours.*

*Un grand merci à Louis PAULIN pour la découverte de l'agriculture à La Réunion lors de nos visites sur le terrain et pour son amabilité et sa bonne humeur au quotidien. Je voudrais également remercier Mickaël MEZINO, pour sa disponibilité et son appui en informatique qui m'a permis d'appréhender la « très haute résolution spatiale » de manière beaucoup plus aisée.*

*Je tiens particulièrement à remercier ma collègue et amie, Hélène ARTUS qui m'a énormément appris et m'accompagné pendant toute la durée de mon stage. Je lui suis infiniment reconnaissante pour ses nombreux conseils toujours pertinents et pour son aide généreuse en statistique. J'ai beaucoup apprécié tous les moments de partage et de réflexion, qui m'ont permis, non seulement d'explorer les subtilités de la langue française, mais aussi de découvrir une personne excellente.*

*Enfin, j'adresse une pensée particulière à mes parents et Paul, pour leur soutien affectif et inconditionnel pendant ce stage, et tout au long de mes années d'études.*





## TABLE DES MATIERES

---

TABLE DES MATIERES .....	I
LISTE D'ACRONYMES .....	II
LISTE DES FIGURES.....	III
LISTE DES TABLEAUX .....	IV
1 INTRODUCTION .....	1
2 CONTEXTE DE L'ETUDE .....	2
2.1 LES ENJEUX FONCIERS DU MILIEU INSULAIRE REUNIONNAIS .....	2
2.2 LA CARTOGRAPHIE DU MODE D'OCCUPATION DU SOL .....	3
2.3 LE POTENTIEL DE LA THRS ET L'OBIA POUR LA CARTOGRAPHIE DU MOS.....	4
2.4 LES LIMITES DE LA DONNEE ACTUELLE DU MOS A LA REUNION : LE DEFI CARTOGRAPHIQUE DU DOMAINE AGRICOLE .....	6
2.5 PRESENTATION DE L'ETUDE.....	7
2.5.1 LA ZONE D'ETUDE .....	7
3 MATERIELS ET METHODES .....	9
3.1 DESCRIPTION DES DONNEES SOURCES ET LOGICIELS UTILISES.....	9
3.1.1 LA DONNEE RASTER .....	9
3.1.2 LES DONNEES VECTORIELLES .....	10
3.1.3 LOGICIELS MOBILISES.....	10
3.2 TRAVAUX PRELIMINAIRES.....	11
3.2.1 ENTRAINEMENT SUR LE TERRAIN .....	11
3.2.2 DEFINITION DE LA TYPOLOGIE DE CLASSES.....	12
3.3 PRETRAITEMENTS.....	12
3.3.1 PREPARATION DE L'IMAGE.....	12
3.3.2 CALIBRATION RADIOMETRIQUE .....	12
3.3.3 FUSION D'IMAGES PAN ET MS.....	14
3.3.4 CREATION DES MASQUES.....	15
3.4 ANALYSE ET TRAITEMENT DES DONNEES PAR APPROCHE ORIENTEE OBJET.....	15
3.4.1 LA SEGMENTATION MULTI-NIVEAUX.....	15
3.4.2 LES METHODES DE CLASSIFICATION .....	17
3.4.3 EXTRACTION DES CLASSES GENERALES DE MOS .....	18
3.4.4 EXTRACTION DES CLASSES CULTURALES .....	20
3.4.5 ELABORATION DE LA CARTOGRAPHIE FINALE .....	22
4 ANALYSE DES RESULTATS .....	24
4.1 RESULTATS DE L'EXTRACTION DES CLASSES GENERALES DE MOS.....	24
4.2 RESULTATS DE L'EXTRACTION DES CLASSES CULTURALES.....	26
4.3 RESULTAT CARTOGRAPHIQUE.....	33
5 LIMITES ET PERSPECTIVES.....	35
6 CONCLUSION .....	37
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	38
ANNEXES	



## LISTE D'ACRONYMES

---

ACP	Analyse en Composantes Principales
AOI	<i>Area of Interest</i> (Zone d'intérêt)
B	Bleu
BOS	Base d'Occupation du Sol agricole (produite et diffusée par la DAAF)
CIRAD	Centre de coopération Internationale de Recherche Agronomique pour le Développement
CNES	Centre National d'Etudes Spatiales
CORINE	<i>Coordination of Information on the Environment</i> (Coordination de l'information sur l'environnement)
CP	Composantes Principales
DAAF	Direction de l'Alimentation, de l'Agriculture et de la Forêt
DOM	Départements d'Outre-Mer
GLCM	<i>Grey Level Co-occurrence Matrix</i> (Matrice de co-occurrence en niveau de gris)
HRS	Haute Résolution Spatiale
INSEE	Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques
IGN	Institut national de l'information géographique et forestière
MOS	Mode d'Occupation du Sol
MS	Multispectral
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (Indice de végétation par différence normalisé)
MNT	Modèle Numérique de Terrain
OBIA	<i>Object-Based Image Analysis</i> (Analyse d'images par approche Orientée Objet)
ORFEO	<i>Optical &amp; Radar Federated Earth Observation</i>
OTB	ORFEO Tool Box
PAC	Politique Agricole Commune
PAN	Panchromatique
PIR	Proche Infra-Rouge
PMS	Produit Pansharpened (fusion d'images panchromatique et multispectrale)
R	Rouge
RTU	Recette Thématique Utilisateurs
SAFER	Sociétés d'Aménagement Foncier et d'Etablissement Rural
SAR	<i>Synthetic Aperture Radar</i> (Radar à synthèse d'ouverture)
SAU	Surface Agricole Utile
SEAS-OI	Surveillance Environnementale Assistée par Satellite pour l'Océan indien
SHOM	Service Hydrographique et Océanographique de la Marine
SIG	Système d'Information Géographique
SUCRETTE	Système de suivi de la Canne à sucre par Télédétection
TEMOS	Télédétection pour l'Etude des Modes d'Occupation du Sol
THRS	Très Haute Résolution Spatiale
TOA	<i>Top of Atmosphere</i> (Sommet de l'atmosphère)
UTM	<i>Universal Transverse Mercator</i> (projection transverse universelle de Mercator)
V	Vert



## LISTE DES FIGURES

---

Figure 1. Localisation de la zone d'étude sur l'île de la Réunion.....	8
Figure 2. Situation de l'AOI et des parcelles visitées sur le terrain.....	11
Figure 3. Éboulis des valeurs propres de l'ACP et le pourcentage d'inertie expliquée .....	21
Figure 4. Illustration du type de fonction d'appartenance utilisée pour la définition des règles de classification.....	22
Figure 5. Représentation de la hiérarchie de classes élaborée .....	23
Figure 6. Variables d'importance à partir des forêts aléatoires, premier jeu de données d'apprentissage.....	25
Figure 7. Premier plan factoriel, projection des variables dans les dimensions 1 et 2 .....	27
Figure 8. Premier plan factoriel, projection des individus dans les dimensions 1 et 2 .....	27
Figure 9. Distribution des valeurs CP1 de la série d'individus d'apprentissage de chaque classe	28
Figure 10. Distribution des valeurs CP2 de la série d'individus d'apprentissage de chaque classe .....	29
Figure 11. Deuxième plan factoriel, projection des variables dans les dimensions 1 et 3 .....	30
Figure 12. Troisième plan factoriel, projection des variables dans les dimensions 2 et 3 .....	30
Figure 13. Deuxième plan factoriel, projection des individus dans les dimensions 1 et 3 .....	31
Figure 14. Troisième plan factoriel, projection des individus dans les dimensions 2 et 3.....	31
Figure 15. Distribution des valeurs CP3 de la série d'individus d'apprentissage de chaque classe .....	32
Figure 16. Carte finale obtenue .....	34



## LISTE DES TABLEAUX

---

Tableau 1. Détail des principaux satellites optiques d'observation de la Terre à THRS .....	4
Tableau 2. Caractéristiques de l'image Pléiades utilisée dans l'étude .....	9
Tableau 3. Liste de données vectorielles externes utilisées.....	10
Tableau 4. Liste des logiciels utilisés .....	10
Tableau 5. Nomenclature utilisée pour la classification de l'image Pléiades.....	12
Tableau 6. Paramètres utilisés pour la fusion d'images PAN et MS avec Monteverdi.....	14
Tableau 7. Récapitulatif des critères de segmentation utilisés.....	16
Tableau 8. Nombre d'individus (objets) par classe dans les jeux de données 1 et 2.....	19
Tableau 9. Matrice de confusion et précision globale de la classification supervisée de la végétation obtenue à partir du traitement orienté objet d'une image Pléiades PMS.....	26
Tableau 10. Matrice de confusion et précision globale de la classification par règles expertes (suivant une logique floue) des surfaces agricoles en culture obtenue à partir du traitement orienté objet d'une image Pléiades PMS.....	33





# 1 INTRODUCTION

---

L'île de la Réunion, territoire en fort développement démographique et économique, présente des enjeux d'aménagement toujours plus notables. L'île présente une forte compétition pour ses espaces aménageables ceux-ci se trouvant restreints par des limites naturelles (relief et insularité).

Les espaces naturels étant protégées, l'urbanisation et l'agriculture se concurrencent au sein d'un territoire de plus en plus densément peuplé. Dans ce contexte, connaître le Mode d'Occupation du Sol (MOS) s'avère nécessaire pour comprendre puis anticiper les dynamiques territoriales et orienter ainsi correctement les stratégies de développement. La cartographie du MOS à la Réunion est donc une donnée de plus en plus demandée par les acteurs du développement territorial.

Cette donnée est d'autant plus importante pour les filières agricoles, la surface cultivable subissant une réduction considérable. Cependant, à ce jour, il n'existe pas de cartographie fine du domaine agricole sur le territoire réunionnais, rendant difficile la caractérisation des surfaces agricoles à l'échelle de l'île.

La télédétection est une solution technologique particulièrement adaptée pour la cartographie du MOS à l'échelle régionale. En particulier, les images satellitaires à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) offrent de nouvelles possibilités dans ce domaine, en permettant d'atteindre des niveaux de détail jusqu'ici inégalés dans le champ de l'observation de la Terre par satellite.

L'étude présentée ci-après consiste à évaluer la performance des méthodes d'analyse orientée objet de l'imagerie satellitaire à THRS pour identifier les grandes classes du MOS à La Réunion, un intérêt particulier étant portée à la cartographie des surfaces agricoles.

Dans une première partie nous présentons l'étude dans son contexte territorial et scientifique. Ensuite nous décrivons la méthodologie développée, celle-ci étant divisée en deux étapes principales : une étape de prétraitements et une étape d'analyse et traitement des données par approche orientée objet, notamment des classifications. Enfin, une dernière partie est consacrée à l'analyse des résultats obtenus et à la présentation des limites rencontrés et des perspectives.

## 2 CONTEXTE DE L'ETUDE

---

### 2.1 LES ENJEUX FONCIERS DU MILIEU INSULAIRE REUNIONNAIS

La Réunion, espace insulaire de 2512 km<sup>2</sup> situé dans l'Océan Indien, se caractérise par un fort développement économique et démographique qui entraîne une évolution rapide du MOS, modelée par plusieurs enjeux spatiaux.

L'aménagement de l'île est contraint par un fort relief et par son patrimoine naturel protégé (principalement le Parc National de la Réunion qui couvre 40% de la surface insulaire). Les zones « aménageables » se concentrent par conséquent dans les « Bas », le long d'une bande littorale comprise entre 0 et 400m d'altitude, où la concurrence pour la ressource foncière entre les surfaces urbaines et les surfaces agricoles s'intensifie (Bonnal et al., 2003).

En effet, dans les premiers 500m à partir de la côte, la densité de population atteint la valeur de 1000 hab./km<sup>2</sup> (INSEE, 2012). La population totale à la Réunion est actuellement de 840 000 hab. et continue à augmenter avec une croissance annuelle moyenne de 1,65 % (INSEE, 2014). Ce dynamisme démographique entraîne des phénomènes consommateurs d'espace, tels que l'étalement urbain<sup>1</sup> et le mitage<sup>2</sup>, qui, en particulier, réduisent sensiblement le foncier agricole (Aulanier, 2012 ; Lagabrielle, 2005).

Ainsi, la Surface Agricole Utile (SAU)<sup>3</sup> a connu une diminution moyenne de 88ha./an depuis l'année 2000 (SAFER, 2014). Cette tendance accroît les tensions entre les différentes filières agricoles, qui non seulement doivent maintenir leurs niveaux de production primaire, mais qui sont aussi sollicitées pour participer au développement de l'île. C'est le cas de la canne à sucre mise à contribution pour produire de l'énergie à partir de la biomasse provenant de nouvelles variétés de canne. Ce nouveau débouché vient exacerber la concurrence foncière avec l'élevage et le maraîchage sollicités pour réduire la dépendance alimentaire de l'île.

L'agriculture réunionnaise poursuit donc sa mutation, à l'image de l'agriculture européenne, vers une agriculture de services, multifonctionnelle, qui conduit à la diversification des cultures et leur mise en concurrence dans un espace foncier de plus en plus restreint.

---

<sup>1</sup> Phénomène de développement des surfaces urbanisées en périphérie des villes.

<sup>2</sup> Installation progressive de bâtiments en milieu rural.

<sup>3</sup> Partie du territoire qui donne lieu à la production agricole, y compris les cultures permanentes et les terres arables. Actuellement la SAU occupe 19,5% de la superficie totale de l'île avec environ 50 000 ha.

## 2.2 LA CARTOGRAPHIE DU MODE D'OCCUPATION DU SOL

La cartographie du MOS produit une donnée géographique qui révèle la couverture biophysique des différentes surfaces d'un territoire, en offrant également une interprétation spatiale des activités humaines qui ont lieu sur ces surfaces (Anderson, 1976 ; Fisher et al., 2005).

Cette information peut être extraite à partir des données spatiales de base que sont les images satellitaires et les photographies aériennes, en établissant des relations entre les surfaces détectées et leur usage.

Il existe deux techniques principales pour l'élaboration de la cartographie du MOS à partir d'images :

(1) La plus conventionnelle consiste à digitaliser manuellement les objets géographiques d'intérêt dans un logiciel de Systèmes d'Information Géographique (SIG), puis à leur attribuer une classe par photo-interprétation<sup>4</sup> de l'image de base.

(2) La deuxième technique comprend l'analyse et le traitement des images via des méthodes de télédétection plus ou moins automatisées, dont l'objectif est de délimiter les objets d'intérêt puis de les classer grâce aux informations quantifiables contenues dans les images.

Dans les deux cas, la cartographie finale du MOS va fortement dépendre des caractéristiques des images utilisées : la résolution spatiale conditionne l'échelle de l'information géographique extraite et par conséquent le niveau de détail atteint. La résolution temporelle (fréquence et nombre des images) conditionne aussi la capacité à distinguer différents usages, agricoles en particulier, grâce aux dynamiques de croissance spécifiques des cultures pouvant être identifiées par des images suffisamment rapprochées dans le temps.

La donnée cartographique du MOS révèle des informations précieuses (dynamiques territoriales de consommation ou diversification des espaces agricoles, entre autres) pour orienter les stratégies de planification et gestion du territoire. Elle est donc une donnée essentielle pour les organismes d'aménagement (Foody, 2002). De ce fait, de nombreux projets de recherche continuent à examiner de nouvelles méthodes pour l'élaboration de la cartographie du MOS, tout en profitant des nouvelles avancées technologiques.

---

<sup>4</sup> La photo-interprétation consiste à analyser l'image visuellement dans l'objectif d'identifier les objets géographiques d'intérêt. Pour cela, l'opérateur interprète les couleurs, les formes, les textures et les relations spatiales entre les différents objets présents dans l'image.

## 2.3 LE POTENTIEL DE LA THRS ET L'OBIA POUR LA CARTOGRAPHIE DU MOS

Le développement rapide de la technologie spatiale - nouvelles données satellitaires et ressources informatiques de traitement d'images toujours plus performantes - incite la recherche scientifique à élaborer de nouvelles méthodologies qui permettent d'exploiter des informations de plus en plus proches de la réalité terrain.

Ainsi, la cartographie du MOS se fait à une échelle spatiale toujours plus fine en profitant des hauts niveaux de détail offerts par les nouvelles données à THRS ( $\leq 1\text{m}$  de résolution spatiale). Les satellites optiques d'applications civiles qui fournissent des images à THRS (présentés dans le tableau 1) jouent un rôle de plus en plus important dans les différentes applications de la télédétection (Baatz et Schäpe, 2000).

**Tableau 1. Détail des principaux satellites optiques d'observation de la Terre à THRS**

Satellite/ Constellation	Organisation (Pays)	Résolution spatiale du capteur (m)		Résolution spectrale du capteur (nm)	
		PAN	MS	PAN	MS
Ikonos	DigitalGlobe (Etats-Unis)	1.00	4.00	450 - 900	445 - 850
OrbView	GeoEye (Etats-Unis)	1.00	4.00	450 - 900	450 - 900
Pléiades	CNES (France)	0.50	2.00	480 - 830	430 - 950
QuickBird	DigitalGlobe (Etats-Unis)	0.61	2.44	445 - 900	450 - 900
GeoEye	DigitalGlobe (Etats-Unis)	0.41	1.65	450 - 900	450 - 900
WorldView	DigitalGlobe (Etats-Unis)	0.46	1.84	450 - 800	400 - 900
Kompsat	KARI (Corée du Sud)	1.00	4.00	500 - 900	450 - 900
SkySat	Skybox (Etats-Unis)	0.90	2.00	450 - 900	450 - 900

Les données issues de ces satellites offrent de nouvelles possibilités de caractérisation du MOS en mettant en évidence des textures, motifs, et formes qui aident l'opérateur à dériver des informations sur les activités humaines présentes. Les méthodes de traitement conventionnelles par approche pixel, basées uniquement sur les valeurs de réflectance des pixels individuels, n'exploitent pas ces nouvelles possibilités et sont donc peu appropriées aux données à THRS (Fisher et al., 2005).

De plus, à THRS l'hétérogénéité spectrale entre pixels voisins est très élevée (les images étant fortement texturées), ainsi, la cartographie résultant des classifications par approche pixel souffre du chatoiement (aussi connu comme l'effet « poivre et sel ») et se révèle donc imprécise (Zhang et Maxwell, 2006).

**« L'information sémantique précieuse pour interpréter une image, n'est pas reflétée dans les pixels individuels, mais dans des groupes de pixels qui représentent des objets significatifs et dans leurs relations mutuelles » (Baatz et Schäpe, 2000)**

En répondant aux faiblesses de l'approche pixel, l'Analyse d'images par approche Orientée Objet (OBIA) est devenu l'objet de multiples recherches, avec des applications tout à fait diverses, et le sujet de publications de plus en plus nombreuses (voir Blaschke, 2010). Les méthodes d'OBIA consistent principalement à segmenter une image en regroupant les pixels considérés comme homogènes, pour ensuite leur appliquer des règles et méthodes de classification.

L'opérateur détermine l'influence qu'aura la *radiométrie* en opposition à la *forme* dans la constitution du critère d'homogénéité pour la conception des objets. Une fois que les objets obtenus sont proches des objets physiques d'intérêt, l'opérateur peut utiliser leurs caractéristiques texturales, radiométriques et morphologiques pour leur classification postérieure.

L'OBIA, contrairement à l'approche par pixel, permet également de caractériser efficacement les surfaces à partir d'une analyse multi-échelle de l'image, en générant différents niveaux de segmentation. Pour chaque niveau de segmentation il est donc possible de définir des critères de classification en fonction de la relation spatiale entre les objets d'un même niveau (voisinage, distance/proximité) ou entre différents niveaux (hiérarchie).

Ceci permet d'obtenir des classifications avec un contenu topologique significatif (Maxwell, 2005), où les relations mutuelles entre les différents objets constituent un « réseau sémantique spatial » qui reproduit de manière fidèle la réalité des relations qui ont lieu entre les différentes surfaces (Benz et al., 2005 ; Antunes et al., 2003).

L'automatisation des processus de traitement complète l'expertise de l'opérateur - qui doit choisir les paramètres de segmentation puis de classification - garantissant ainsi des classifications précises et objectives.

En conclusion, l'OBIA s'avère une option idéale pour le traitement des images à THRS (Benz et al., 2005), et pour la cartographie du MOS en particulier (Platt et Rapozza, 2008).

## 2.4 LES LIMITES DE LA DONNEE ACTUELLE DU MOS A LA REUNION : LE DEFI CARTOGRAPHIQUE DU DOMAINE AGRICOLE

La cartographie du MOS à la Réunion fait partie d'un volet de recherches considéré comme majeur pour le suivi du développement agricole de l'île. Le Centre de coopération Internationale de Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD) Réunion et ses partenaires locaux (Conseil Régional, Sociétés d'Aménagement Foncier et d'Etablissement Rural (SAFER), Tereos OI) continuent à faire part de leur intérêt pour cet axe de recherche qui fait partie du programme de leurs activités pour la période 2014-2020.

De nombreux projets d'étude du MOS ont cartographié le domaine cultivé à l'échelle de l'île. C'est le cas des projets TEMOS (Télédétection pour l'Étude des Modes d'Occupation du Sol, Lagabrielle, 2005), ou CORINE Land Cover DOM (Coordination de l'information sur l'environnement des Départements d'Outre-Mer). N'étant pas initialement dédiés à la cartographie de l'agriculture mais aux grandes classes de MOS, leur échelle d'étude reste peu représentative du domaine cultivé à La Réunion, ces résultats s'avérant peu précis quant à la caractérisation des surfaces agricoles.

Le domaine agricole réunionnais est soumis d'une part à un climat tropical combiné à un fort gradient altitudinal qui entraîne une forte diversité de conditions environnementales - et d'autre part à un modèle d'exploitation dit « familial », avec des pratiques culturelles variées. C'est, ainsi, un domaine fortement fragmenté, dominé par des parcelles de petite taille (surface moyenne < 1ha.) qui peuvent présenter une grande hétérogénéité spatiale.

La cartographie des cultures est en outre aujourd'hui une donnée fortement attendue. Parmi les organismes qui ont étudié le MOS à la Réunion, seuls la Direction de l'Alimentation, de l'Agriculture et de la Forêt (DAAF) de La Réunion et le CIRAD produisent une donnée cartographique qui intègre une nomenclature axée sur les espaces agricoles.

La Base d'Occupation du Sol agricole (BOS), produite par la DAAF depuis 2009, regroupe les îlots<sup>5</sup> déclarés par les agriculteurs réunionnais dans le cadre des déclarations de surfaces annuelles du registre parcellaire graphique défini par la Politique Agricole Commune (PAC). Cette base de données cartographique, actualisée tous les ans, est mise à disposition du public en début d'année suivant la déclaration. Le parcellaire agronomique cannier, actualisé tous les ans par le CIRAD dans la continuité des travaux du projet SUCRETTE (Système de sUivi de la Canne à

---

<sup>5</sup> Un îlot est un ensemble de parcelles culturales contiguës. Un îlot peut donc porter une ou plusieurs cultures.

sucRE par Télédétection, Begué et al., 2005), représente à son tour les parcelles fonctionnelles cultivées en canne à sucre.

Cependant, ces bases de données présentent plusieurs limites. La BOS, n'incluant que la culture principale qui compose l'îlot, ne donne pas une information représentative des différentes cultures présentes au niveau parcellaire ; de plus, elle ne considère que les parcelles déclarées. Le parcellaire cannier, de son côté, offre des informations à l'échelle des parcelles et inclut les non déclarées, mais les informations se limitent à la culture cannière. Enfin, ces deux données sont digitalisées manuellement, ce qui requiert beaucoup de travail et augmente la subjectivité des résultats.

Par conséquent, à ce jour, il n'y a aucune donnée cartographique qui offre une information actualisée et fine de la représentation spatiale des différentes cultures à la Réunion, permettant d'établir un état des lieux fiable de l'usage des surfaces agricoles.

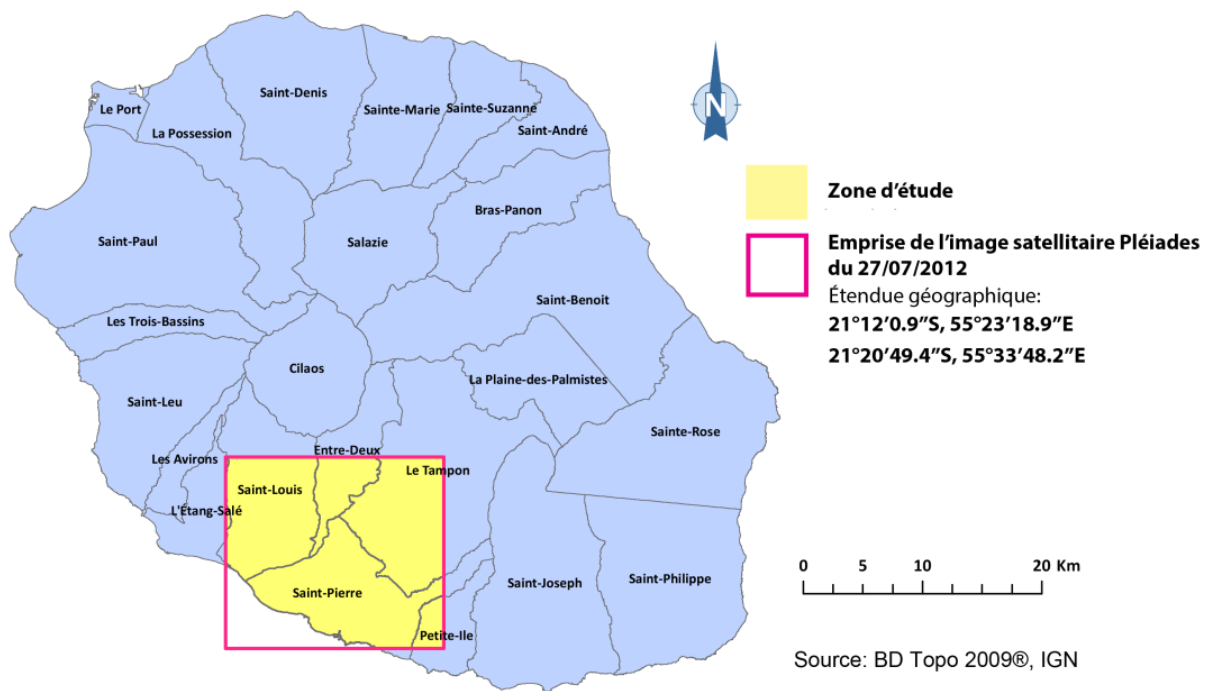
## 2.5 PRESENTATION DE L'ETUDE

Face au défi de cartographier le domaine agricole fragmenté de La Réunion, l'information sub-métrique contenue dans l'imagerie satellitaire à THRS, en combinaison avec les opportunités offertes par l'OBIA semble une option technologique pertinente.

Les objectifs spécifiques de la présente étude consistent donc à évaluer la performance des images à THRS couplées à l'OBIA pour (1) cartographier les grandes classes d'occupation du sol à La Réunion, dont un intérêt particulier sera porté à l'extraction du domaine agricole, et (2) délimiter les parcelles agricoles (y compris les surfaces cultivées non déclarées) et les classer en discriminant les grandes catégories de cultures tropicales présentes à La Réunion : la canne à sucre, la prairie, le maraîchage et le verger.

### 2.5.1 LA ZONE D'ETUDE

La Réunion étant un territoire vaste par rapport à la fauchée des images à THRS, l'étude se centre sur une zone dans le Sud-ouest de l'île, qui correspond à l'emprise de l'image satellitaire traitée dans cette étude (voir la Section 3.1.1). La zone (présentée dans la figure 1) englobe les communes de Saint-Pierre, Saint Louis, Le Tampon, l'Entre-Deux et Petite-Ile.



**Figure 1. Localisation de la zone d'étude sur l'île de la Réunion**

Cette zone comprend une grande diversité de surfaces (agricoles, naturelles et urbaines), et à l'image du reste de l'île est un territoire concurrencé qui partage les enjeux cités dans la section 2.1. De plus, elle est bien représentative des différents types de culture majeurs à la Réunion.



## 3 MATERIELS ET METHODES

### 3.1 DESCRIPTION DES DONNEES SOURCES ET LOGICIELS UTILISES

#### 3.1.1 LA DONNEE RASTER

Parmi les différents produits optiques d'observation de la Terre à THRS existants, le choix a été fait de travailler avec des images Pléiades. La constellation Pléiades est constituée de deux satellites, Pléiades 1A (en orbite depuis 2011) et son jumeau Pléiades 1B qui a été lancé un an après.

Dans le cadre du programme ORFEO (*Optical & Radar Federated Earth Observation*), le Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) en collaboration avec Airbus Defence and Space a mis en place la Recette Thématique Utilisateurs (RTU) pour encourager les institutions et les organismes scientifiques à utiliser les images Pléiades. Entre mars 2012 et mi-2013, de nombreuses données Pléiades ont été acquises et testées par un réseau d'institutions pour évaluer l'apport de la THRS dans des domaines thématiques divers. Depuis, l'institut national de l'information géographique et forestière (IGN) est en charge de la diffusion de l'imagerie Pléiades.

Les organismes de recherche, dont le CIRAD, peuvent accéder de manière contractuelle et gratuitement, aux produits d'archive sur le territoire français, notamment les images acquises pour la RTU. Nous avons ainsi récupéré 6 images Pléiades sur différentes zones de la côte réunionnaise, dont une a été traitée pour notre étude. Ses caractéristiques sont décrites dans le tableau 2.

Tableau 2. Caractéristiques de l'image Pléiades utilisée dans l'étude

<b>Emprise spatiale</b>	Communes de Saint-Pierre, Saint Louis, Le Tampon, l'Entre-Deux et Petite-Ile		
<b>Date d'acquisition</b>	27/02/2012		
<b>Mode d'acquisition</b>	Fauchée de 20km		
<b>Produit</b>	Pléiades 1A Bundle : PAN + MS		
<b>Niveau de traitement</b>	Orthorectifiée, Projection UTM 40S		
<b>Format</b>	GeoTIFF, codée en 16bits avec une dynamique radiométrique de 12bits de profondeur (4096 valeurs)		
<b>Résolution spectrale</b>	<b>Bande</b>	<b>Résolution spectrale (nm)</b>	<b>Résolution spatiale (m)</b>
	PAN	470 – 830	0.50
	B	430 – 550	2
	V	500 – 620	2
	R	590 – 710	2
	PIR	740 – 940	2

Enfin, le Modèle Numérique de Terrain (MNT) Litto3D à 5 mètres de résolution - produit par l'IGN et le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM) -, a été utilisé pour créer une couche de pentes sur la zone d'étude.

### 3.1.2 LES DONNEES VECTORIELLES

En complément des données raster, une série de données externes issues de l'IGN et de la DAAF (tableau 3), originellement produites à l'échelle de l'île, ont été découpées selon l'emprise de l'image satellitaire et utilisées en tant que données auxiliaires dans quelques étapes de traitement.

**Tableau 3. Liste de données vectorielles externes utilisées**

Donnée	Format	Producteur	Utilisation
BD Topo 2009®- Réseau routier	Shapefile, Linéaire	IGN	Adaptation au format Polygone pour la segmentation et classification sur le logiciel eCognition Developer
BD DAAF 2012 – BOS	Shapefile, Polygone	DAAF	Aide à la photo-interprétation des surfaces agricoles

### 3.1.3 LOGICIELS MOBILISES

Un résumé des logiciels utilisés au cours des différentes étapes de traitement est indiqué dans le tableau 4.

**Tableau 4. Liste des logiciels utilisés**

Logiciel	Version	Type de licence	Utilisation
ERDAS Imagine	14.1	Commercial	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ Prétraitements des données raster</li> <li>■ Création d'un neo-canal textural</li> <li>■ Création de masques thématiques</li> </ul>
Monteverdi (OTB)	2.0	Libre	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ Fusion d'images PAN et MS (<i>Pansharpening</i>)</li> </ul>
eCognition Developer	9.0	Commercial	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ Traitements par approche orientée-objet</li> </ul>
ArcGIS	10.0	Commercial	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ Traitements des données vectorielles</li> <li>■ Post-traitements, notamment la représentation cartographique des résultats des classifications</li> <li>■ Elaboration de figures</li> </ul>
R	3.1.0	Libre	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ Analyse en Composantes Principales (ACP)</li> <li>■ Calculs de statistiques descriptives</li> <li>■ Représentations graphiques des données</li> </ul>

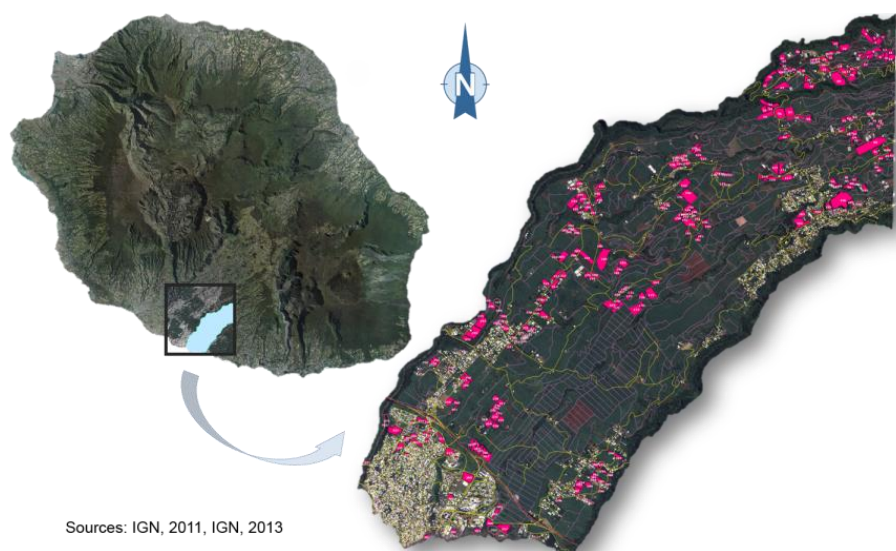
## 3.2 TRAVAUX PRELIMINAIRES

### 3.2.1 ENTRAINEMENT SUR LE TERRAIN

Pour toute analyse d'images satellitaires, il est fortement recommandé de bien connaître les objets d'intérêt à analyser, en rentrant en contact direct avec la réalité du terrain.

L'exercice final consistant à généraliser les complexités du territoire dans un nombre défini de classes du MOS, il semblait nécessaire d'analyser les différents types de surfaces présentes dans la zone d'étude, de déchiffrer les relations entre elles, et de distinguer les possibles états dans lesquels on peut les trouver. C'est dans cette optique qu'a été réalisée une série de prospections sur le terrain.

N'étant en possession que d'un extrait d'une image Pléiades à cette date de l'étude (datant du 03/04/2013), je l'ai employé pour délimiter une zone d'intérêt (AOI) (voir figure 2) située entre deux ravines (la Rivière d'Abord et la Ravine des Cafres). Cette AOI, s'étalant dans un fort gradient d'altitude, garantit une représentation de la diversité des différentes surfaces agricoles présentes sur l'ensemble de la zone d'étude. Au total 331 parcelles ont été identifiées par photo-interprétation sur l'AOI, à l'aide de l'image Pléiades de 2013, de l'orthophoto de 2011, et du parcellaire de la BOS de 2012. Elles ont été ensuite vectorisées avec ArcGIS.



**Figure 2. Situation de l'AOI et des parcelles visitées sur le terrain**

Au cours de 7 demi-journées nous avons réalisé des observations terrain. Les 331 parcelles visitées se composent en majorité de parcelles agricoles, ainsi que quelques parcelles naturelles et artificialisées. J'ai privilégié la sélection de parcelles conflictuelles qui, par photo interprétation, donnent lieu à confusion (parcelles en friche, mal entretenues, en fin de culture,

etc.), afin de pouvoir éclaircir leur nature sur le terrain, et ainsi avoir une idée précise de leur apparence sur l'image satellitaire.

### 3.2.2 DEFINITION DE LA TYPOLOGIE DE CLASSES

Nous avons défini la typologie des classes (voir tableau 5) en nous basant sur l'expérience acquise sur le terrain mais également sur la nomenclature officielle de la BOS de la DAAF<sup>6</sup>. La typologie est divisée en un total de huit classes d'occupation du sol, dont quatre classes correspondent à des surfaces agricoles en culture et les autres quatre classes aux surfaces artificialisées et naturelles génériques. La nomenclature a été complétée avec des métadonnées, qui peuvent être consultées dans l'annexe I.

**Tableau 5. Nomenclature utilisée pour la classification de l'image Pléiades**

		Classes	
1	Surfaces agricoles en culture	1.1	Canne à sucre
		1.2	Prairie
		1.3	Maraîchage et diversification
		1.4	Verger
2	Autres surfaces	2.1	Végétation naturelle
		2.2	Sol nu
		2.3	Surface urbaine
		2.4	Réseau routier

## 3.3 PRETRAITEMENTS

### 3.3.1 PREPARATION DE L'IMAGE

Avant de commencer les prétraitements, l'image a été légèrement découpée, afin d'éliminer les valeurs en No Data qui entourent l'image. Son étendue géographique après découpage est celle présentée dans la figure 1. De plus, elle a été convertie du format GeoTIFF (.tif) au format d'images (.img) pour faciliter les traitements avec le logiciel ERDAS Imagine.

### 3.3.2 CALIBRATION RADIOMETRIQUE

L'image Pléiades utilisée étant déjà géoréférencée, nous avons procédé directement à sa calibration radiométrique. L'objectif de ce traitement est de récupérer les valeurs en réflectance en entrée du capteur (TOA, *Top Of Atmosphere*) à partir de ses comptes numériques. Cette conversion est indispensable car elle permet d'obtenir, pour chaque pixel, une mesure physique quantifiée des propriétés des surfaces.

<sup>6</sup> Disponible sur: <http://www.daf974.agriculture.gouv.fr/La-base-de-l-occupation-du-sol,1309> [Consulté le 12 mars 2014]

Nous avons d'abord transformé les comptes numériques en luminance en entrée du capteur pour chaque bande spectrale ( $\lambda$ ) à partir de la relation suivante :

$$L_{TOA}^{\lambda} = \frac{X^{\lambda}}{a_{\lambda}}$$

où

- $L_{TOA}^{\lambda}$  est la luminance (puissance émise dans une direction donnée par unité de surface et par unité d'angle solide) en  $[W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}]$
- $X^{\lambda}$  est la valeur en compte numérique (de 0 à 4095 pour 12 bits)
- $a_{\lambda}$  est le produit du coefficient d'étalonnage absolu et du coefficient de sensibilité inter-détecteurs (fourni pour chaque bande dans les métadonnées sous le nom de *gain*)

Ensuite, la luminance de chaque bande spectrale a été transformée en réflectance TOA, permettant de normaliser les paramètres d'éclairement en prenant en compte les paramètres du flux solaire incident au sommet de l'atmosphère selon la formule :

$$\rho_{TOA}^{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{TOA}^{\lambda}}{E_s^{\lambda} \cdot \cos \theta_s \cdot \frac{d}{d_0}}$$

où

- $\rho_{TOA}^{\lambda}$  est la réflectance TOA (rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie solaire incidente, sans unités)
- $E_s^{\lambda}$  est l'éclairement solaire moyen hors atmosphère (fourni pour chaque bande dans les métadonnées sous le nom de *Solar Irradiance*)
- $\theta_s$  est l'angle zénithal solaire en degrés (ceci a été dérivé de l'élévation solaire, fournie dans les métadonnées sous le nom de *Sun Elevation*, à partir de la relation 90-élévation solaire)
- $d/d_0$  est le ratio entre la distance entre la Terre et le Soleil à la date d'acquisition et la distance Terre-Soleil moyenne ( $d$  est fonction de la date d'acquisition en jour Julien)

Les valeurs physiques en réflectance (de 0 à 1) ont finalement été multipliées par un facteur d'échelle de 10000 pour produire une gamme de valeurs entières allant de 0 à 10000. Cette conversion facilite les traitements postérieurs (pour retrouver les valeurs physiques en réflectance il faut juste diviser par le facteur d'échelle).

Le modèle de calcul de la réflectance TOA pour les différentes bandes spectrales a été conçu sur le module Model Maker du logiciel ERDAS Imagine.

### 3.3.3 FUSION D'IMAGES PAN ET MS

La fusion d'images PAN et MS (*Pan-sharpening* en anglais) est une méthode éprouvée qui combine les complémentarités de ces deux types d'images pour générer un nouveau produit : l'image *pansharpened* (PMS).

Cette technique est de plus en plus utilisée, et fortement recommandée avant de réaliser des classifications du MOS par approche orientée objet (Maxwell, 2005). En effet, cela permet de générer une image MS en intégrant la haute résolution spatiale et la forte texture de l'image PAN, ce qui aide à délimiter avec précision les formes et les contours des objets d'intérêt dans des territoires complexes.

Le logiciel Monteverdi qui s'appuie sur la librairie de traitement ORFEO Tool Box (OTB) permet de réaliser la fusion sur les produits Pléiades en deux étapes. Dans un premier temps, les pixels des bandes MS sont rééchantillonnés pour les rendre superposables à l'image PAN à l'aide du module « Superimposesensor ». Ensuite la bande PAN est filtrée à basse fréquence pour créer une « PAN filtrée », dont le contenu fréquentiel est proche de celui des bandes MS.

Finalement, avec le module « Pansharpening », les pixels des bandes MS résultants de l'étape précédente sont multipliés par le rapport PAN/PANfiltrée. Les paramètres utilisés pour les deux étapes sont ceux proposés par défaut (tableau 6)<sup>7</sup>.

Tableau 6. Paramètres utilisés pour la fusion d'images PAN et MS avec Monteverdi

Etape de rééchantillonnage « Superimposesensor »		Etape de fusion « Pansharpening »	
Spacing of deformation field	4	Algorithm	RCS
Interpolation method	Bicubic		
Radius for Interpolation	2		

Les résultats obtenus sont visuellement ceux qui étaient souhaités. L'image PMS générée a hérité de la résolution spatiale de l'image PAN originale, et donc la taille des pixels pour ses quatre bandes (bleue B, verte V, rouge R et proche infra-rouge PIR) est de 50 cm.

Il faut prendre en compte que la fusion d'images modifie légèrement la radiométrie des pixels par rapport à leur valeur dans l'image MS originale. Cependant ceci est largement compensé par le gain en texture et en précision spatiale, par conséquent, la fusion s'avère une option plus que satisfaisante pour les traitements suivants par approche orientée objet.

<sup>7</sup> Pour plus d'informations voir « The ORFEO Tool Box Software Guide » (Chapitre 13, pp.307-310), disponible sur : <http://www.orfeo-toolbox.org/packages/OTBSoftwareGuide.pdf> [consulté le 20 mai 2014]

### 3.3.4 CREATION DES MASQUES

Les derniers prétraitements ont consisté à appliquer une série de masques sur l'image PMS afin d'éliminer tous les pixels qui contiennent des informations non pertinentes pour notre étude. Ainsi, nous avons commencé par masquer l'océan (les données du contour de la côte disponibles n'étant suffisamment précises, nous avons délimité ce masque manuellement). Puis, nous avons masqué les pixels radiométriquement saturés (les pixels qui dépassent la valeur en réflectance de 10000).

Enfin, des zones affectées par les nuages et leurs ombres - à peine quelques groupes pixels isolés - ont été délimités manuellement, puis masqués.

## 3.4 ANALYSE ET TRAITEMENT DES DONNEES PAR APPROCHE ORIENTEE OBJET

L'annexe II propose un diagramme de flux qui montre la succession des différentes étapes de traitement et analyse abordés.

### 3.4.1 LA SEGMENTATION MULTI-NIVEAUX

Parmi les algorithmes de segmentation proposés par le logiciel d'analyse orientée objet eCognition Developer (voir Definiens, 2009), nous avons choisi d'utiliser l'algorithme « multiresolution segmentation » afin de réaliser une analyse multi-échelle de l'image PMS.

Nous avons segmenté l'image en trois niveaux pour identifier les différents types d'objets d'intérêt. Pour chaque niveau nous avons assigné un poids aux différents paramètres qui influencent les caractéristiques des objets générés. Ces paramètres sont l'échelle « *scale* », la forme « *shape* » – en opposition à la radiométrie « *colour* » – et la compacité de la forme « *compactness* » – en opposition à une forme aux contours irréguliers « *smoothness* » (voir Baatz & Schäpe, 2000 ; Benz et al., 2004 pour plus de détails).

Nous avons également pondéré les différents canaux spectraux (et un canal textural) pour contrôler leur influence sur la génération des objets. Suite à plusieurs tests de segmentation, le paramétrage retenu pour les différents niveaux est le suivant (tableau 7).

**Tableau 7. Récapitulatif des critères de segmentation utilisés**

Niveau	Algorithme	Paramètres			Poids attribué aux canaux					Couche thématique utilisée
		Echelle	Forme	Compacité	B	V	R	PIR	Canal textural : Distance moyenne euclidienne BV	
1	Multiresolution segmentation	1000	0,7	1	1	1	1	1	1	Réseau routier
2	Multiresolution segmentation	30	0,9	1	1	1	1	1	1	Réseau routier
3	Multiresolution segmentation	100	0,8	1	1	1	1	1	0	-
	Multiresolution segmentation region grow	100	0,9	1						
	Multiresolution segmentation region grow	200	0,1	1						
	Multiresolution segmentation region grow	180	0,9	1						

Le premier niveau de segmentation ayant pour objectif la délimitation des surfaces urbaines, nous avons considéré pertinent d'intégrer une couche texturale. En effet, les surfaces urbaines étant fortement hétérogènes, elles présentent une texture forte<sup>8</sup> par rapport aux autres surfaces plus uniformes (e.g. le sol nu ou la végétation).

Ainsi, nous avons utilisé la distance moyenne euclidienne, calculée à partir de la bande verte de l'image PMS dans une fenêtre de 50 x 50 pixels<sup>9</sup>. Cette texture discrimine efficacement la surface urbaine. De plus, nous avons contraint la segmentation à suivre les limites du plan thématique du réseau routier. Cette couche thématique a été créée à partir de la BD Topo 2009 à l'aide du logiciel ArcGIS (tampon de 7 mètres autour des routes de deux, trois et quatre voies, et 5 mètres pour les routes à une voie).

Ce premier niveau de segmentation est assez grossier. Il nous a permis de générer des objets à l'échelle des quartiers en réduisant le détail des différents couverts urbains, facilitant ainsi sa classification postérieure. Cependant, un deuxième niveau de segmentation semblait nécessaire pour pouvoir intégrer les bâtis isolés. Celui-ci a donc été créé à une échelle plus fine (adaptée à la taille des bâtis individuels), à partir du premier niveau en s'appuyant sur les limites de celui-ci.

Finalement, un dernier niveau a été généré indépendamment des deux niveaux précédents (il ne partage donc pas ses limites). Ce troisième niveau de segmentation a été paramétré de manière à obtenir des objets correspondants à des parcelles agricoles. En nous basant sur la

<sup>8</sup> En télédétection la texture peut être définie comme « L'arrangement et la fréquence des variations de teintes dans des régions particulières d'une image » Source : Centre Canadien de Télédétection.

<sup>9</sup> Cette texture a été calculée à l'aide du logiciel ERDAS Imagine.



notion de construction des objets d'intérêt à partir des objets primitifs (Maxwell, 2005), ce niveau a été formé en 4 étapes, partant des objets primitifs à une échelle sous-parcellaire et évoluant jusqu'à atteindre le niveau de « signification » souhaitée : un objet = une parcelle.

La taille des parcelles étant très variable, des objets correspondant aux petites parcelles maraîchères et de verger ont été priorisés. Les parcelles cultivées en canne à sucre étant généralement plus grandes, celles-ci peuvent se retrouver découpées en plusieurs objets ; cependant, elles présentent une surface homogène, et donc deux objets voisins vont pouvoir être facilement classés comme égaux.

Les trois niveaux de segmentation ont été fortement influencés par le paramètre de *forme* dans la construction des objets, en priorisant des objets compacts afin de retrouver les contours précis des objets d'intérêt (les surfaces urbaines, bâtis et parcelles présentent globalement des formes rectangulaires).

### 3.4.2 LES METHODES DE CLASSIFICATION

Il existe deux méthodes de classification par approche orientée objet : la classification à base de règles expertes et la classification supervisée.

La première méthode consiste à définir les classes par un certain nombre de règles expertes qui s'appuient sur des indices radiométriques, texturaux, thématiques, géométriques et/ou topologiques. Le terme « expertes » fait référence à l'intervention du télédéacteur, qui doit, à partir de l'observation directe et de ses connaissances, choisir la combinaison d'indices pertinents pour chaque classe.

Les règles de décision (ou règles de classement) peuvent se construire suivant une logique booléenne ou une logique floue. Dans le premier cas, l'appartenance d'un objet à une classe donnée est soit 0 (n'appartient pas) soit 1 (appartient), celle-ci étant limitée par un seuil. La logique floue, proposé par Zadeh (1965), permet de prendre en compte les incertitudes de seuillage en attribuant, pour un objet, des degrés d'appartenance (entre 0 et 1) à plusieurs classes, la classe finale assignée étant celle avec le degré d'appartenance le plus élevé.

La méthode de classification supervisée est une technique de classification où les règles de décision sont définies automatiquement par le logiciel à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des objets « échantillons » représentatifs pour chaque classe. Dans le cas du logiciel eCognition Developer, l'opérateur sélectionne les indices qui vont être calculés pour les objets d'apprentissage et ensuite servir à classer le reste des objets.

La méthodologie de classification développée (détaillée dans les sections suivantes 3.4.3 et 3.4.4) combine les deux méthodes de classification (par règles expertes et supervisée) et l'analyse de données par méthodes de statistique descriptive et méthodes d'analyse factorielle.

En effet, les indices de classification étant nombreux et très variés, la génération des règles de décisions adéquates devient une tâche de plus en plus délicate. Ainsi, au cours des dernières années, on a assisté à une tendance croissante à combiner l'OBIA avec des méthodes de « découverte de connaissances » qui permettent d'évaluer la pertinence de chaque indice pour les processus de classification (e.g. Vieira et al., 2012 ; Suchenwirth et al., 2012). Nous avons emprunté cette démarche en réalisant quelques analyses statistiques descriptives et factorielles pour guider le choix d'indices et optimiser ainsi les classifications.

### 3.4.3 EXTRACTION DES CLASSES GENERALES DE MOS

En réponse au premier objectif présenté dans la section 2.5, nous avons commencé par discriminer les surfaces agricoles des autres surfaces. Pour cela, nous avons d'abord classé le *Réseau routier*, le *Tissu urbain*<sup>10</sup> et les *Surfaces bâties*<sup>11</sup>. Ensuite, nous avons séparé le *Sol nu* de la *Végétation*. La classe *Végétation sous ombre* - végétation naturelle sous l'ombre des remparts des ravines - a été créée séparément car elle présente des caractéristiques radiométriques différentes du reste de la végétation.

Le choix a été d'extraire ces six premières classes à partir des règles expertes en suivant une logique booléenne (le détail des règles de classification employées pour chaque classe est disponible en annexe III). En effet, elles peuvent être discriminées efficacement avec des seuils fixes à partir d'un nombre d'indices raisonnable (l'annexe IV présente le détail de l'ensemble des indices utilisés lors de cette étude).

Ensuite, nous avons hiérarchisé les classes - afin de pouvoir affiner la classification progressivement - en faisant hériter les classes plus fines, « enfants », des règles des classes plus grossières, « parents ». Ainsi, nous avons décomposé la classe parent *Végétation* en deux classes enfants: *Végétation naturelle* et *Surface agricole en culture*.

Ces deux classes, correspondant toutes les deux à des surfaces végétalisées, présentent des caractéristiques radiométriques et texturales communes, notamment les vergers et la végétation naturelle arborée. C'est ainsi que l'on a décidé d'extraire les objets classés comme *Végétation* avec pour attributs plusieurs indices radiométriques (principalement des indices de

---

<sup>10</sup> La classe *Tissu urbain* comprend les espaces bâtis et les espaces ouverts urbains e.g. les espaces verts urbains.

<sup>11</sup> Cette classe a été créée pour récupérer les bâtis isolés qui n'ont pas été inclus dans la classe *Tissu urbain*.

végétation<sup>12)</sup> et quelques indices texturaux définis par Haralick (Haralick et al., 1973), pour ensuite analyser l'apport de chaque indice dans la discrimination de ces deux classes. Au total 31 variables (indices) ont été analysées (la liste des indices figure dans l'annexe IV)<sup>13).</sup>

Nous avons réalisé une sélection aléatoire de 800 objets pour lesquels nous avons attribué une classe par photo-interprétation<sup>14).</sup> Le jeu de données a été divisé proportionnellement - 80% en apprentissage et 20% en validation – (voir « 1<sup>er</sup> JEU DE DONNÉES » dans le tableau 8).

**Tableau 8. Nombre d'individus (objets) par classe dans les jeux de données 1 et 2**

	Classe	Echantillons d'apprentissage	Echantillons de validation	TOTAL classe
<b>1<sup>er</sup> JEU DE DONNÉES</b>	Végétation naturelle	314	79	393
	Surface agricole en culture	310	78	394
	TOTAL jeu de données 1 = 787			
<b>2<sup>ème</sup> JEU DE DONNÉES</b>	Canne à sucre	274	69	343
	Maraîchage et diversification	63	16	79
	Prairie	83	21	104
	Verger	42	11	53
	TOTAL jeu de données 2 = 579			

Nous avons analysé la base de données d'apprentissage à l'aide de l'algorithme des forêts aléatoires (ou forêts d'arbres décisionnels) développé par Breiman (Breiman et al., 1984) et traduit pour le logiciel R par Liaw and Wiener (2002) dans la librairie *randomForest*. Cet algorithme permet de traiter un grand nombre de variables avec un nombre relativement restreint d'échantillons, et fournit entre autres une évaluation de l'importance des variables dans la discrimination des classes (Grömping, 2009).

En complément, nous avons analysé la corrélation entre les variables avec une matrice de corrélation via la librairie *Hmisc* (Harrell, 2008). Le but est de révéler les variables fortement corrélées (redondantes), puis les écarter pour réduire le nombre de variables finales utilisées dans la classification. Au final cinq variables ont été retenues pour la classification postérieure (les indices retenus figurent dans la section 4 d'analyse de résultats).

Les échantillons d'apprentissage (du 1<sup>er</sup> jeu de données) ont ensuite été intégrés dans eCognition Developer comme base de données d'apprentissage pour une classification

<sup>12</sup> Les indices de végétation sont calculés en combinant l'information en réflectance de deux voire trois bandes spectrales, pour souligner des propriétés particulières de la végétation.

<sup>13</sup> NB. La variable *Brightness* qui apparaît dans les résultats graphiques des analyses statistiques, a été introduite par erreur, celle-ci étant l'équivalent exact de la variable *Somme de réflectances*.

<sup>14</sup> Parmi les 800 objets initialement sélectionnés, 13 objets ne séparant pas correctement les parcelles agricoles de la végétation naturelle ont été écartés pour éviter la confusion lors de la classification postérieure.

supervisée<sup>15</sup> afin de pouvoir extraire à la fois efficacement et rapidement les surfaces agricoles en culture. La classification supervisée s'est basée sur les cinq indices retenus, cependant, nous avons complété ceux-ci avec la règle de décision suivante : les surfaces avec des pentes supérieures à 30% (l'équivalent à 16,7°) - constituant des espaces naturels à La Réunion - ne peuvent pas être classées comme *Surfaces agricoles en culture*. La règle de décision a été appliquée à partir d'une couche thématique binaire (où 1 = pentes < 30% et 0 = pentes > 30%) issue du calcul des pentes à partir du MNT Litto3D.

Cette méthode nous a permis d'avancer rapidement vers le deuxième objectif présenté dans la section 2.5 : l'extraction des classes culturelles.

#### 3.4.4 EXTRACTION DES CLASSES CULTURALES

Une fois obtenue la classe *Surfaces agricoles en culture*, nous avons décomposée en quatre classes enfants : *Canne à sucre*, *Prairie*, *Maraîchage et diversification* et *Verger*. Plutôt que de sélectionner quelques indices pour discriminer ces quatre classes, nous avons développé le raisonnement suivant : en combinant les informations apportés par plusieurs indices - notamment des indices de végétation - dans deux, voire trois indices synthétiques, on maximiserait les possibilités de discrimination en réduisant le volume de variables et par conséquent le temps de calcul.

Nous avons donc commencé par préparer un jeu de données à partir des objets classés comme *Surfaces agricoles en culture* (voir « 2<sup>ème</sup> JEU DE DONNÉES » dans le tableau 8), avec pour attributs les mêmes 31 variables testées dans le premier jeu de données. Nous avons ensuite réalisé une sélection aléatoire de 600 objets pour lesquels nous avons attribué une classe par photo-interprétation<sup>16</sup>, puis nous avons divisé proportionnellement le jeu de données (80% en apprentissage et 20% en validation).

Suivant le raisonnement précédent, nous avons décidé de lancer une Analyse en Composantes Principales (ACP) sur les objets d'apprentissage via la librairie *FactoMineR* (Lê et al., 2008) de R. Les variables ont été réduites à trois facteurs synthétiques non corrélés qui regroupent la majeure partie (84.83%) de l'information totale distribuée sur l'ensemble de variables quantitatives en entrée. Nous avons retenu les trois premières composantes suivant le

---

<sup>15</sup> Le module classification supervisée du logiciel eCognition Developer est basé sur la classification par plus proche voisin (*nearest neighbor*). Consulter « 8.3.5.1. About Nearest Neighbor Classification » Definiens Developer 7 User Guide pp.219-221 (Definiens, 2009)

<sup>16</sup> Parmi les 600 objets initialement sélectionnés, 21 objets mal classés (qui devraient correspondre à la classe végétation naturelle) ont été écartés pour éviter la confusion lors de la classification des cultures par logique floue.

« Critère du coude » basée sur un « saut » dans le diagramme de décroissance des valeurs propres (les éboulis des valeurs propres en pourcentage sont présentés dans la figure 3).

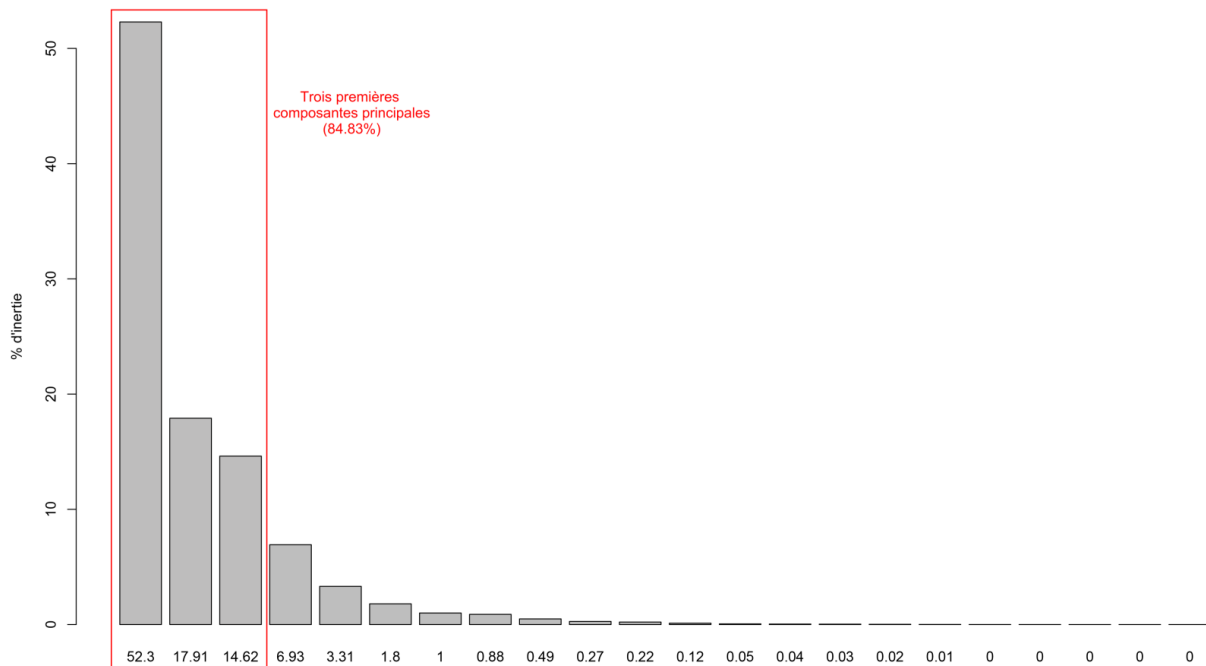


Figure 3. Éboulis des valeurs propres de l'ACP et le pourcentage d'inertie expliquée

Ces facteurs (ou composantes principales - CP) sont le produit d'une combinaison linéaire des variables centrées réduites ( $X$ ) et apparaissent sous la forme :

$$CP = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_n X_n$$

Où  $\alpha$  sont des coefficients numériques. Nous avons extrait ces coefficients à l'aide de la librairie *Stats* (R Development Core Team, 2014) pour ensuite calculer les trois CP et les utiliser dans le logiciel eCognition Developer en tant que trois nouveaux indices. Le choix a été de classer les quatre cultures seulement grâce à ces indices (CP1, CP2 et CP3). Pour cela nous avons analysé la distribution de la série d'individus (objets d'apprentissage du deuxième jeu de données avec les CP en attributs) en regardant la valeur médiane, minimale et maximale pour chaque classe.

Finalement, nous avons défini des règles de classification basées sur la logique floue, où le domaine de définition de chaque classe a été fixé par la combinaison de valeurs minimales (a) et maximales (b) de chaque CP, et la valeur maximale d'appartenance (c) a été définie à son tour

par la valeur médiane de ceux-ci (la figure 4 illustre, pour une des CP, le type de fonction d'appartenance utilisé pour la construction des règles de classification floues<sup>17</sup>).

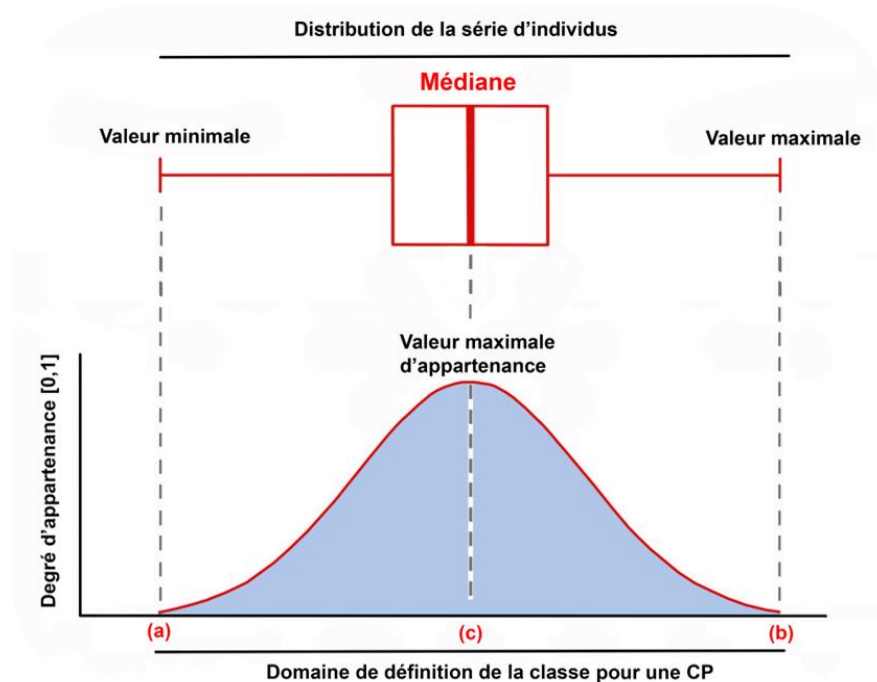


Figure 4. Illustration du type de fonction d'appartenance utilisée pour la définition des règles de classification

Nous avons privilégié dans ce cas une classification par logique floue pour compenser le degré d'incertitude des valeurs utilisées, les objets d'apprentissage pouvant ne pas être suffisamment représentatifs des classes.

### 3.4.5 ELABORATION DE LA CARTOGRAPHIE FINALE

Un résumé de la hiérarchie de classes élaborée est présenté dans la figure suivante (figure 5).

<sup>17</sup> Le modèle de fonction d'appartenance de type gaussien utilisée est disponible dans le logiciel eCognition Developer.

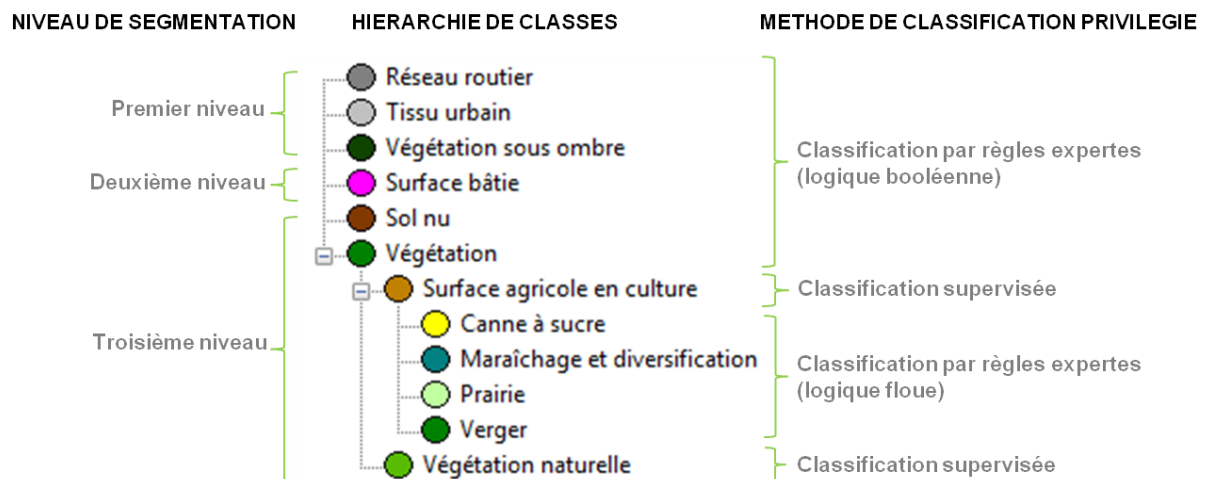


Figure 5. Représentation de la hiérarchie de classes élaborée

Les objets classés résultants ont été exportés en tant que couches vectorielles. Quelques classes ont été fusionnées pour donner une nouvelle classe sémantiquement plus significative. Ainsi, les classes *Tissu urbain* et *Surface bâtie* ont été combinées pour construire la classe *Surface urbaine*. De même, la *Végétation sous ombre* a été incorporée dans la classe *Végétation naturelle*.

Finalement, les résultats ont été combinés et représentés dans une carte finale qui peut être consultée dans la section 4.1.3.

## 4 ANALYSE DES RESULTATS

---

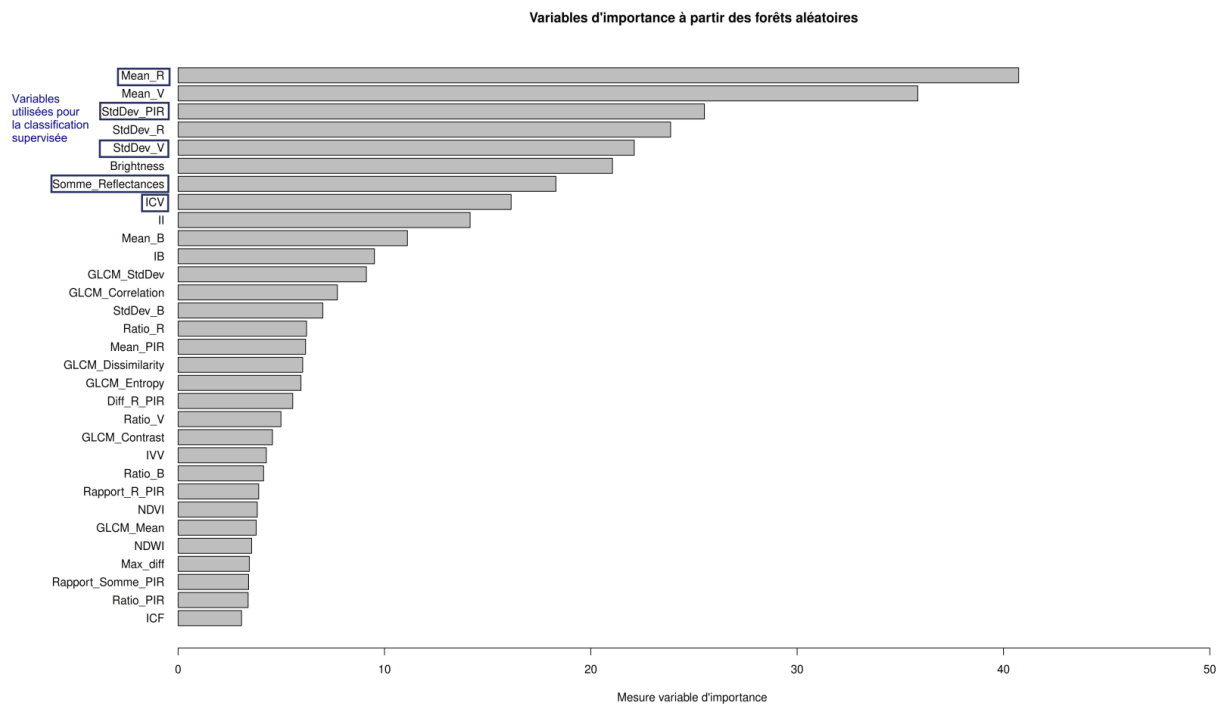
### 4.1 RESULTATS DE L'EXTRACTION DES CLASSES GENERALES DE MOS

Les résultats des premières classes extraites (*Réseau routier*, *Tissu urbain* et *Surfaces bâties*), sont visuellement convaincants. En effet, les deux premiers niveaux de segmentation ont efficacement délimité les surfaces urbaines, qui ont ensuite été correctement discriminées principalement grâce au canal textural de distance moyenne euclidienne (quelques aperçus de l'extraction des surfaces urbaines sont inclus dans l'annexe V).

Le troisième niveau de segmentation, adapté aux parcelles agricoles, a réussi à contourner avec précision les limites de celles-ci, ce qui a généré des objets compacts et représentatifs de différents types de parcelles culturales. Le paramètre *forme* a influencé fortement la conception des objets, profitant des hauts niveaux de détails géométriques offerts par la THRS.

Grace à cette délimitation précise, et à l'aide des indices de végétation (Indice de végétation par différence normalisé (NDVI) et Rapport entre la Somme de réflectances et la bande PIR), la végétation a été convenablement séparée du sol nu, pour ensuite être divisée en surfaces agricoles et végétation naturelle. Suite à l'analyse des 31 indices par la méthode des forêts aléatoires, les indices qui sont apparus les plus discriminants pour ces deux dernières classes - et par conséquent utilisés dans la classification supervisée - sont la moyenne de la bande R, les écarts type de la bande PIR et V, la somme de réflectances et l'indice de couleur de la végétation (les résultats sont représentés dans la figure 6).





**Figure 6. Variables d'importance à partir des forêts aléatoires, premier jeu de données d'apprentissage**

La moyenne de la bande V, qui apparaît comme la deuxième variable la plus explicative, a été écartée de la sélection finale car elle se trouve fortement corrélée avec la moyenne de la bande R<sup>18</sup> et donc leur apport est redondant. Le même principe a été appliqué pour l'écart type de la bande R, celui-ci étant corrélé avec l'écart type de la bande PIR<sup>19</sup>. On remarque que les indices texturaux apparaissent en deuxième lieu. Une possible explication pourrait être la difficulté de discriminer les vergers (intégrés dans la classe *surfaces agricoles en culture*) de la végétation naturelle arborée à partir de leur texture, ces deux types d'occupation du sol étant composés des mêmes objets physiques : des arbres.

La classification supervisée a ensuite été validée grâce aux 20% d'échantillons du premier jeu de données. Nous avons obtenu une précision globale de 87.3% et un coefficient Kappa de 0.75 (le tableau 9 présente la matrice de confusion obtenue).

<sup>18</sup> Le coefficient obtenu dans la matrice de corrélations pour la moyenne de la bande V et la moyenne de la bande R est de 0.95.

<sup>19</sup> Le coefficient de corrélation pour l'écart type de la bande PIR et l'écart type de la bande R est de 0.76.

**Tableau 9. Matrice de confusion et précision globale de la classification supervisée de la végétation obtenue à partir du traitement orienté objet d'une image Pléiades PMS**

		Objets de référence		TOTAL	Précision producteur (%)	Précision utilisateur (%)
		Végétation naturelle	Surface agricole en culture			
Objets classés	Végétation naturelle	64	6	70	82.05	91.43
	Surface agricole en culture	14	73	87	92.41	83.91
	TOTAL	78	79	314	Précision globale = 87.26 %	

Les résultats démontrent que l'on est capable de discriminer le domaine agricole de la végétation naturelle avec précision à l'aide d'uniquement 5 indices radiométriques. Ceci est un résultat remarquable puisqu'il signifie que l'on peut obtenir avec une seule image à THRS une approximation assez fiable de la surface totale agricole pour un territoire tel que La Réunion, permettant de détecter autant les surfaces officiellement déclarées que celles qui ne le sont pas.

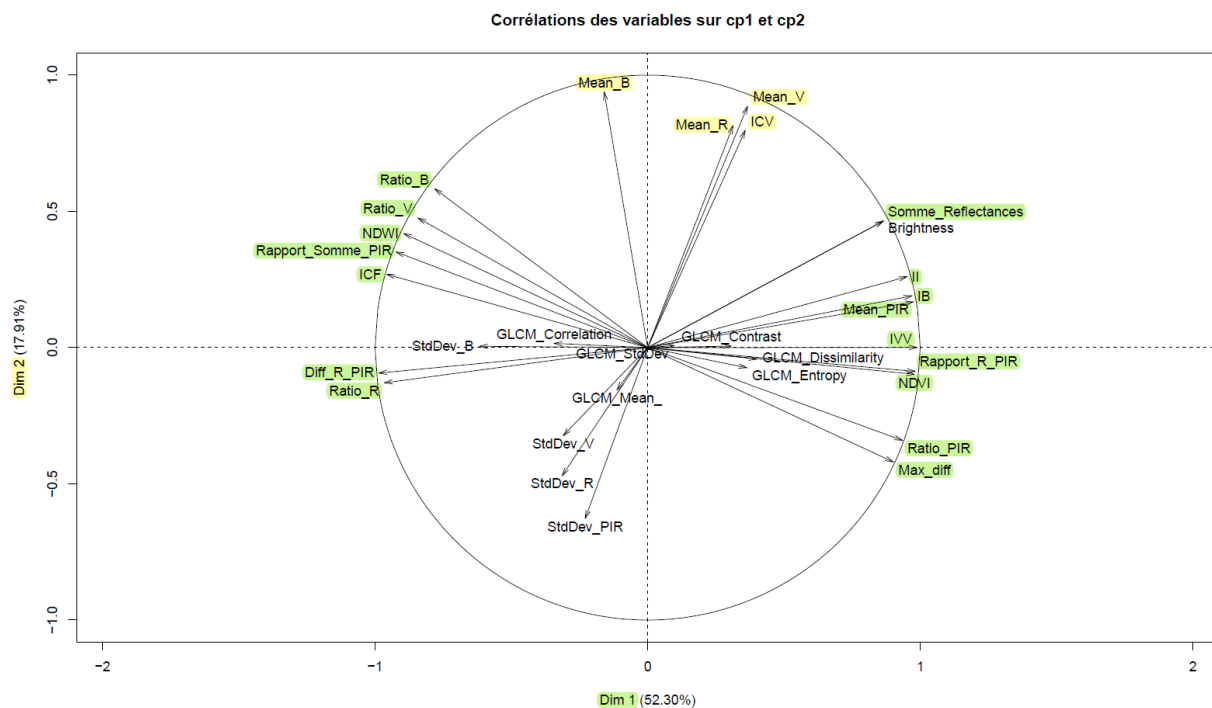
## 4.2 RESULTATS DE L'EXTRACTION DES CLASSES CULTURALES

Ayant retenu trois composantes principales, nous avons tracé trois graphiques qui projettent les 31 variables testés sur trois plans factoriels<sup>20</sup> (la projection des variables sur les dimensions 1 et 2, sur les dimensions 1 et 3 et les dimensions 2 et 3) et trois graphiques qui projettent les individus (objets d'apprentissage pour chaque classe) sur les trois plans.

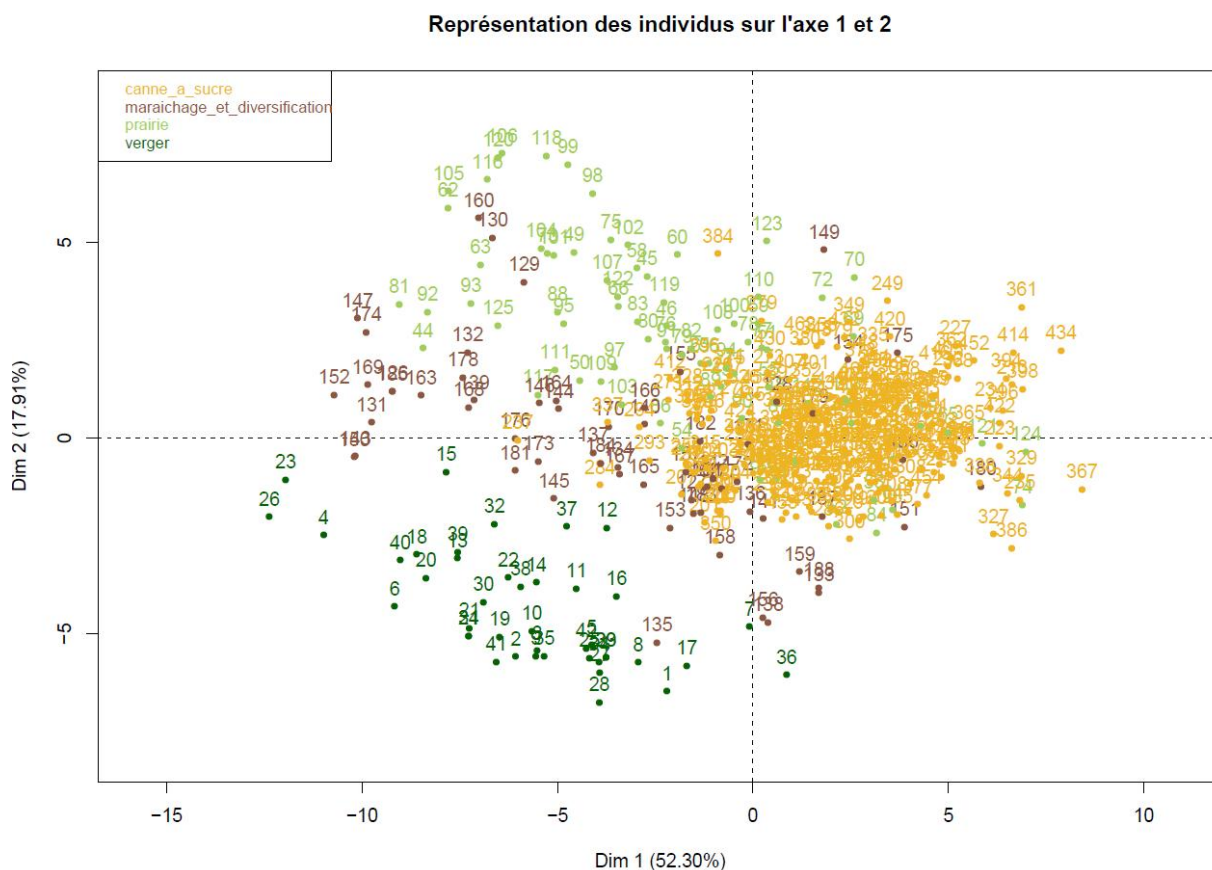
Le premier plan factoriel (représenté dans la figure 7) met en évidence deux groupes de variables opposées : c'est ce qu'on appelle un effet de forme. Les deux groupes contribuent fortement à l'inertie la dimension 1, en apportant chacun des informations complémentaires<sup>21</sup>. La plupart de ceux-ci sont des indices de végétation qui permettent de discriminer les classes *Canne à sucre* et *Verger* des deux autres classes (voir la figure 8). En effet si l'on observe la distribution de ces deux classes par rapport aux autres, elles apparaissent écartées (voir la figure 9).

<sup>20</sup> Un plan factoriel est défini par deux axes factoriels (les axes des CP sont aussi connus comme dimensions).

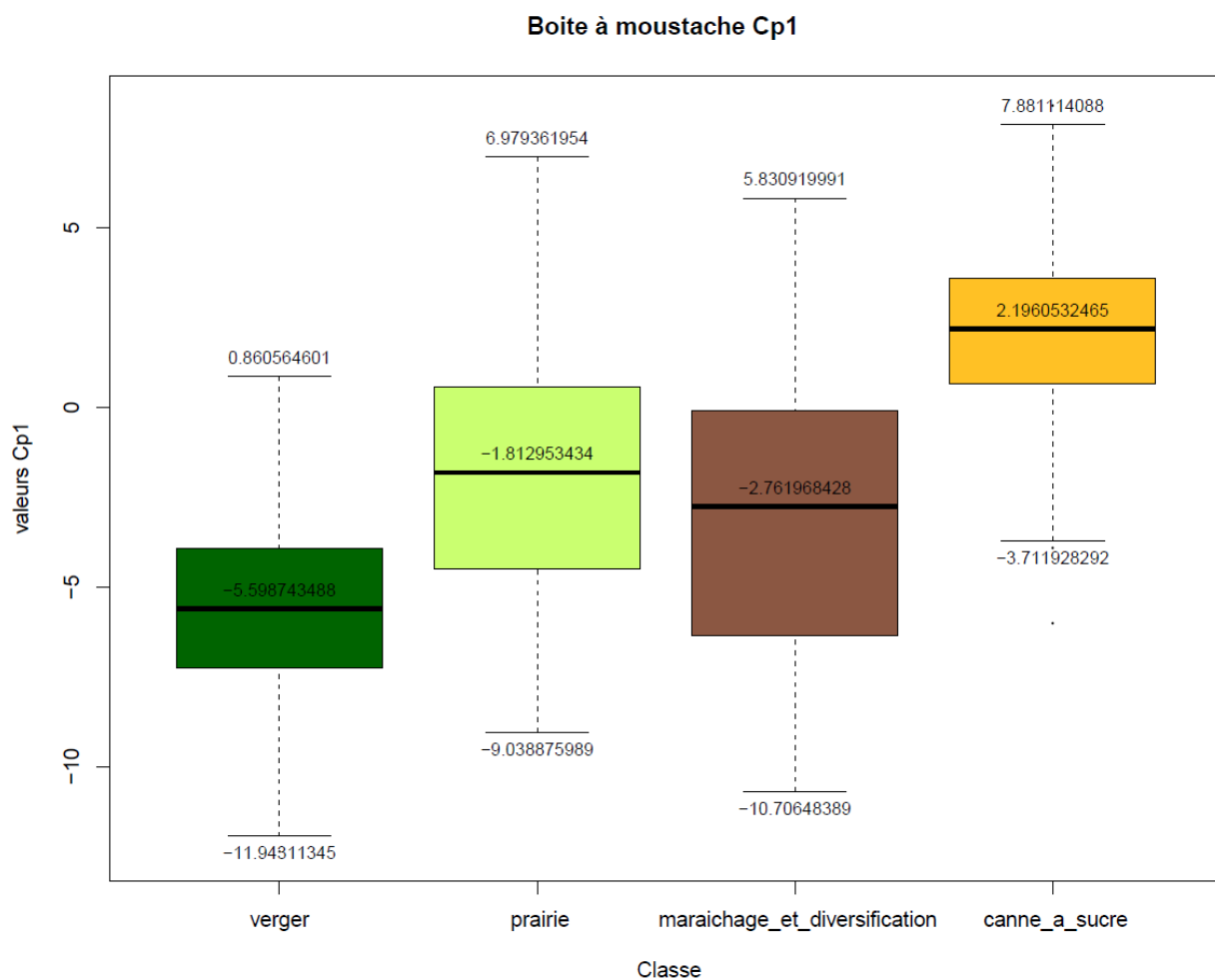
<sup>21</sup> En ACP normée (comme c'est le cas), ce sont les variables qui sont proches du bord du cercle qui contribuent le plus à l'inertie de l'axe.



**Figure 7. Premier plan factoriel, projection des variables dans les dimensions 1 et 2**

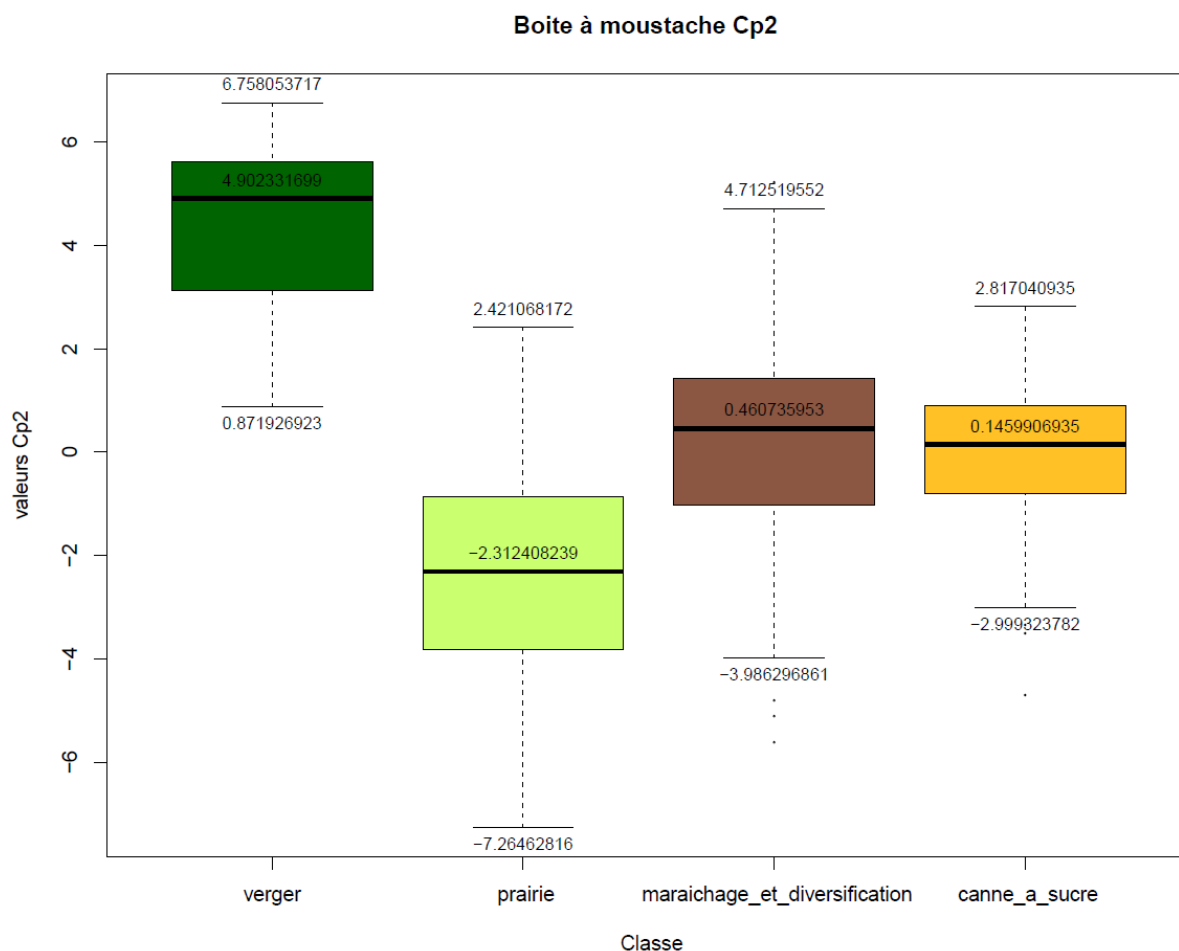


**Figure 8. Premier plan factoriel, projection des individus dans les dimensions 1 et 2**



**Figure 9. Distribution des valeurs CP1 de la série d'individus d'apprentissage de chaque classe**

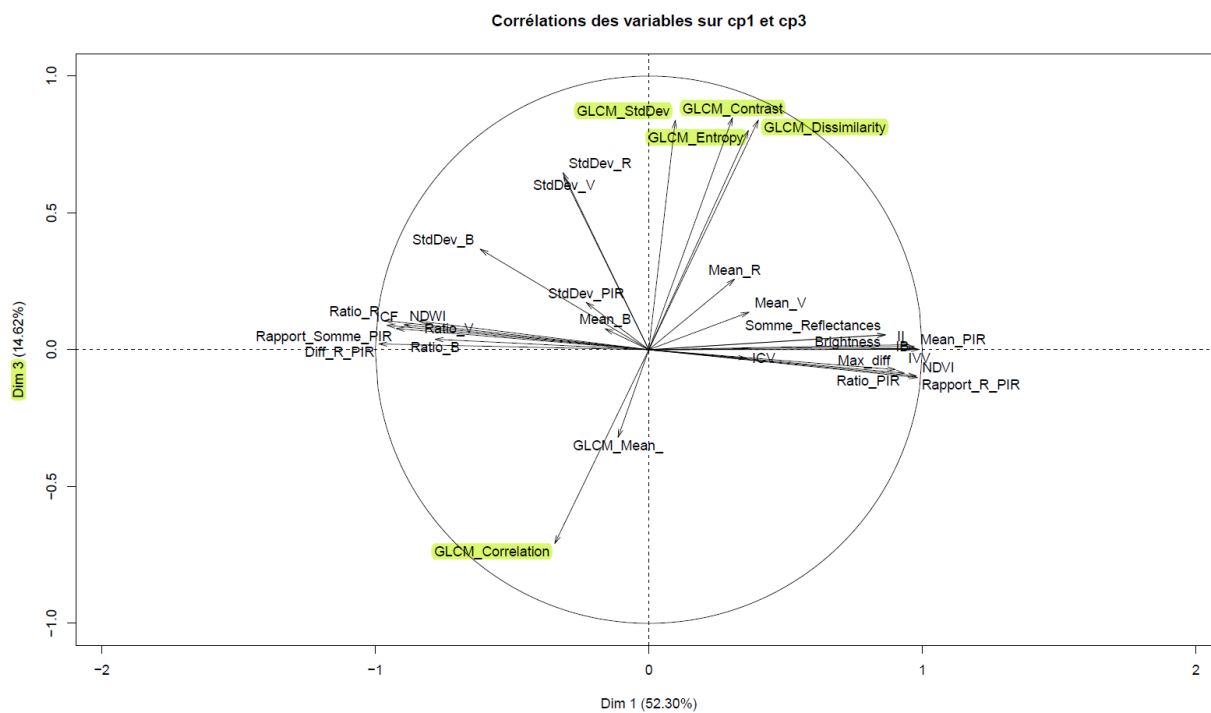
Dans le premier plan factoriel, on retrouve également les variables qui contribuent de façon assez importante à l'inertie de la dimension 2 (les moyennes des bandes B, V, R et l'indice de couleur de la végétation). Celles-ci contribuent donc à discriminer efficacement la classe *Verger* du reste de cultures comme on peut l'apprécier à travers la distribution des classes dans la figure 10.



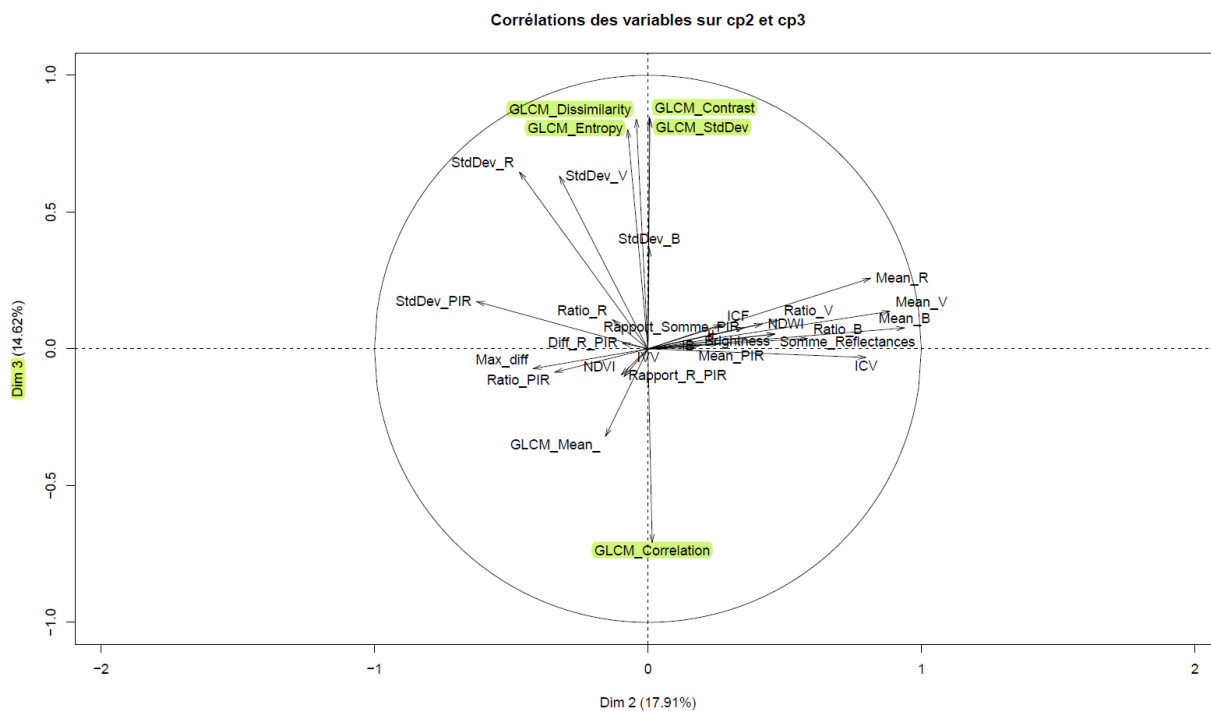
**Figure 10. Distribution des valeurs CP2 de la série d'individus d'apprentissage de chaque classe**

Enfin, dans le deuxième et troisième plan factoriel on retrouve cinq indices de textures - qui n'étaient pas bien représentés sur le premier plan factoriel - bien représentés sur la dimension 3 (voir figures 11 et 12), quatre assez corrélés entre eux en opposition au cinquième<sup>22</sup>. L'apport de ces indices, non négligeable, permet de discriminer la classe *Prairie* des autres cultures (voir figures 13, 14 et 15).

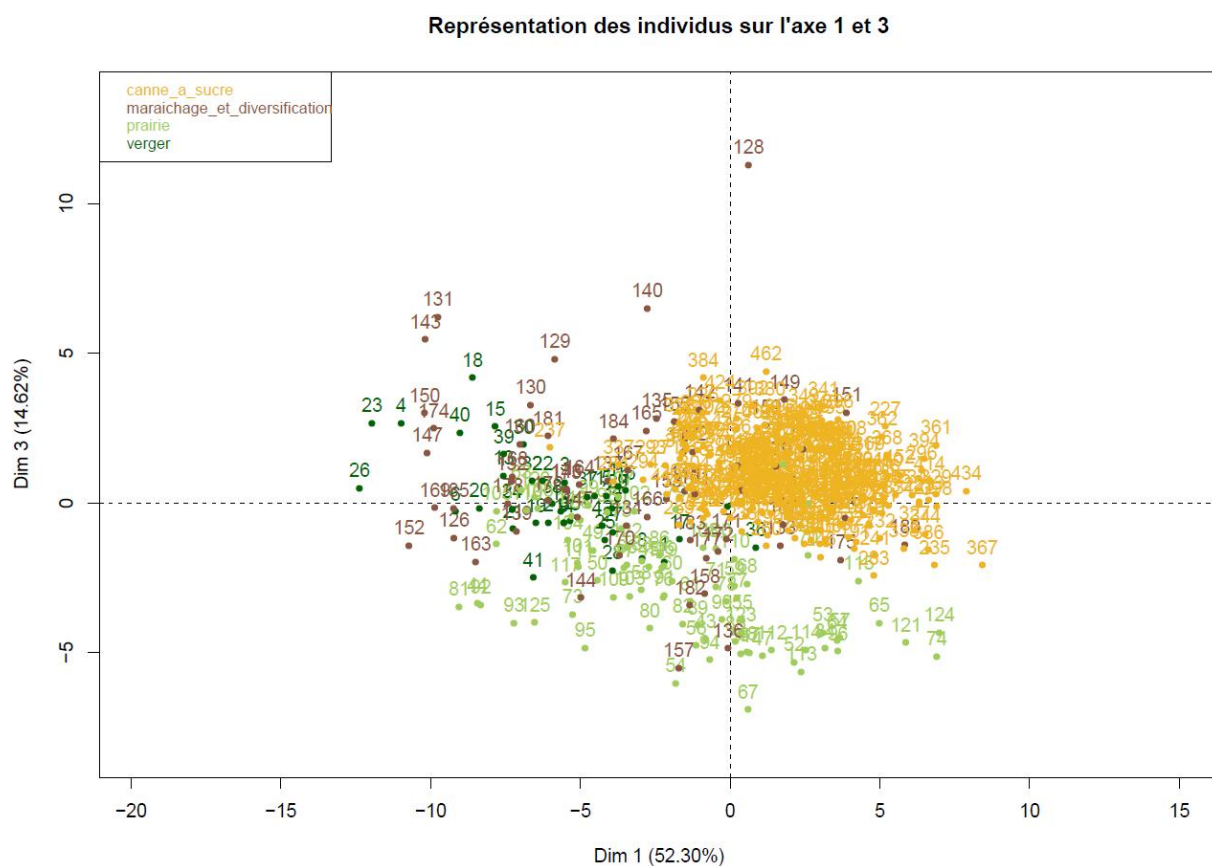
<sup>22</sup> En effet, les indices de texture Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Contrast, Dissimilarity, Entropy et Standard déviation s'opposent par définition à l'indice GLCM Correlation.



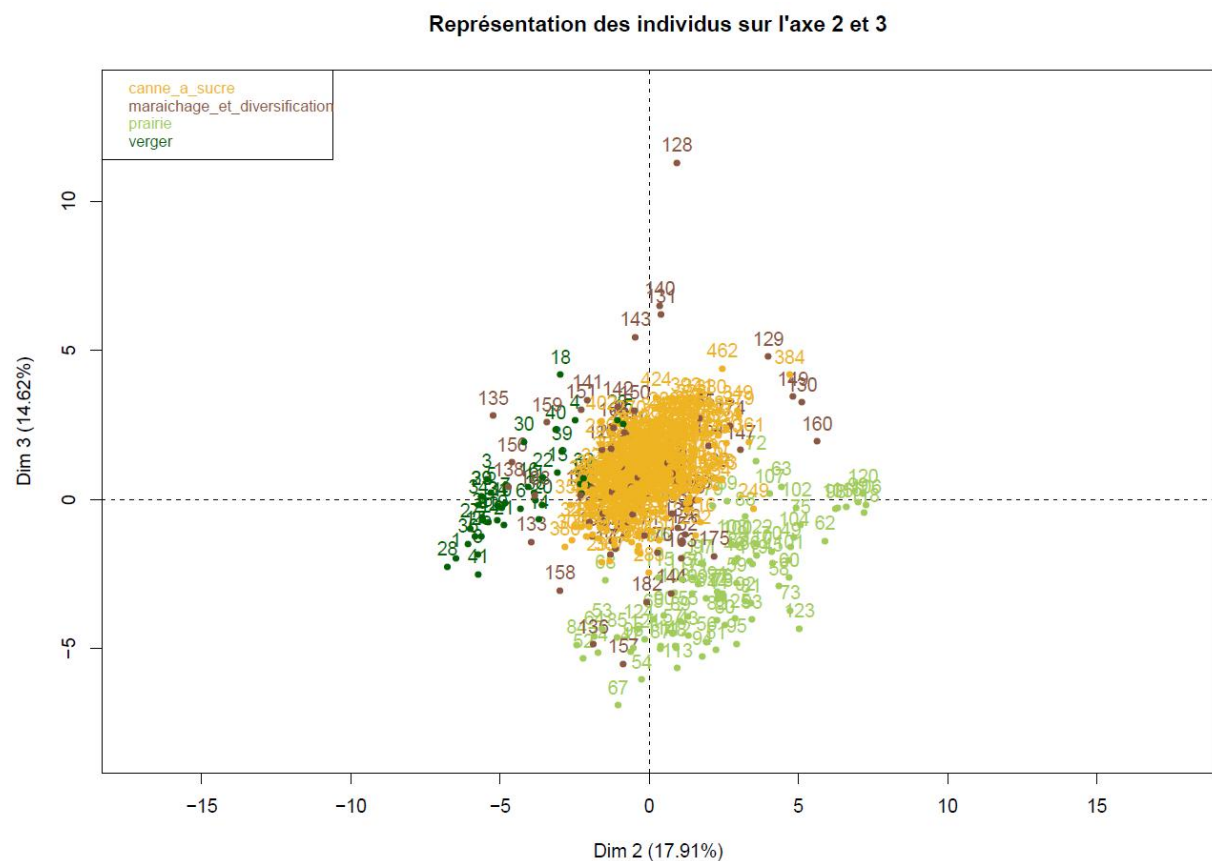
**Figure 11. Deuxième plan factoriel, projection des variables dans les dimensions 1 et 3**



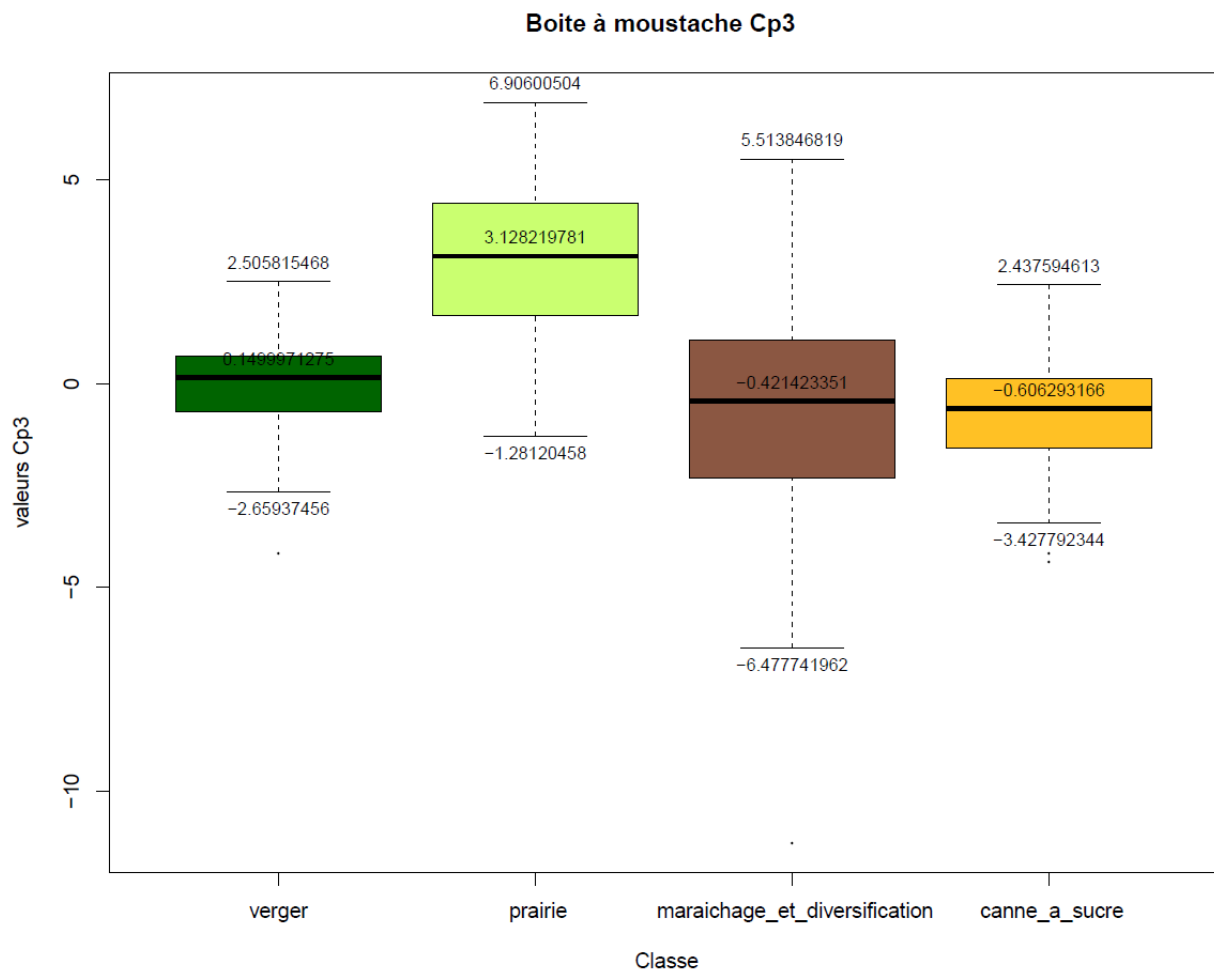
**Figure 12. Troisième plan factoriel, projection des variables dans les dimensions 2 et 3**



**Figure 13. Deuxième plan factoriel, projection des individus dans les dimensions 1 et 3**



**Figure 14. Troisième plan factoriel, projection des individus dans les dimensions 2 et 3**



**Figure 15. Distribution des valeurs CP3 de la série d'individus d'apprentissage de chaque classe**

Cette ACP nous a permis de passer de 31 variables à 3 composantes principales avec plus de 84% d'inertie. En utilisant ces 3 composantes pour la classification des quatre classes culturelles par logique floue (selon la méthode décrite dans la section 3.4.4), nous avons obtenu une précision globale de 81.2% et un coefficient Kappa de 0.70 (le tableau 10 présente la matrice de confusion obtenue).



**Tableau 10. Matrice de confusion et précision globale de la classification par règles expertes (suivant une logique floue) des surfaces agricoles en culture obtenue à partir du traitement orienté objet d'une image Pléiades PMS**

		Objets de référence				TOTAL	Précision producteur (%)	Précision utilisateur (%)
		Canne à sucre	Prairie	Maraîchage et diversification	Verger			
Objets classés	Canne à sucre	56	2	2	0	60	81.16	93.33
	Prairie	2	18	2	0	22	85.71	81.82
	Maraîchage et diversification	11	1	10	0	22	62.50	45.45
	Verger	0	0	2	11	13	100.00	84.62
	TOTAL	69	21	16	11	234	Précision globale = 81.20 %	

Ces résultats sont globalement très encourageants car ils démontrent l'efficacité de la méthode dans l'identification des cultures majeures à la Réunion. En effet, plus de 93% des objets classés en *Canne à sucre*, plus de 81% en *Prairie* et plus de 84% en *Verger* ont été correctement classés vis-à-vis des objets de référence.

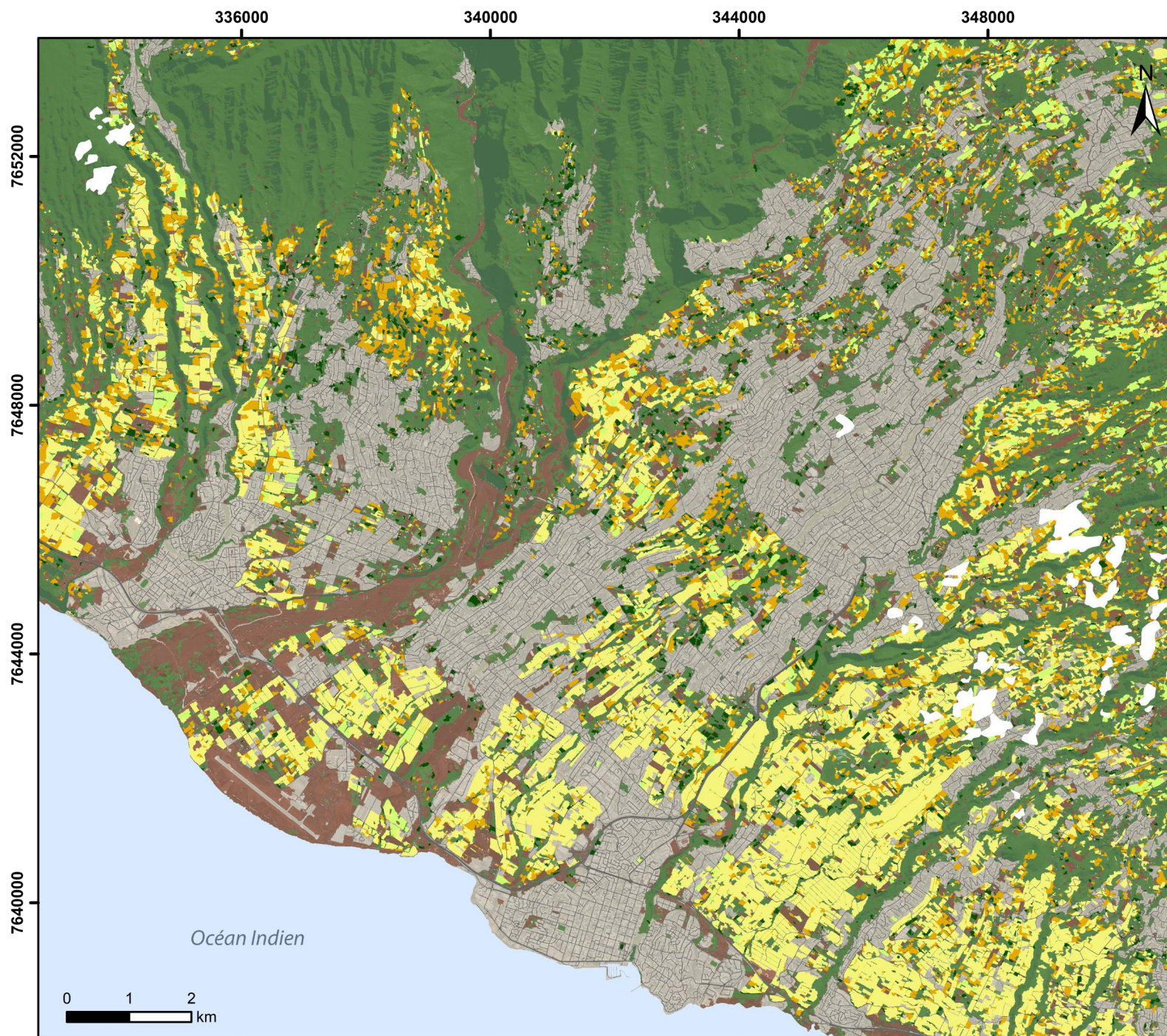
Néanmoins, la classe *Maraîchage et diversification*, englobant des systèmes cultureux très divers (ananas, légumes, cultures aromatiques, céréales...), a été confondue notamment avec la classe *Canne à sucre*. Ainsi, les précisions pour le producteur<sup>23</sup> et l'utilisateur restent assez faibles pour la classe *Maraîchage et diversification*.

### 4.3 RESULTAT CARTOGRAPHIQUE

Grâce à la très haute résolution spatiale de l'image PMS Pléiades, nous avons pu produire une carte de MOS fine, allant d'une échelle de 1/100,000<sup>ème</sup> jusqu'à une échelle de l'ordre de 1/5000<sup>ème</sup>. La carte finale obtenue est présentée sur la figure 16.

<sup>23</sup> La précision pour le producteur représente le pourcentage d'individus d'une classe de référence affectés à la même classe par la classification.














Mode d'occupation du sol  
dans le Sud-Ouest de la Réunion  
à partir d'une image Pléiades  
du 27 Juillet 2012

**Légende**

1. Surfaces agricoles en culture

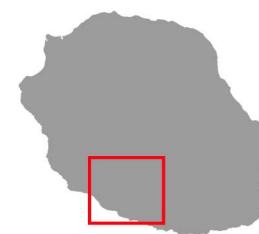
-  1.1. Canne à sucre
-  1.2. Prairie
-  1.3. Maraîchage et diversification
-  1.4. Verger

2. Autres surfaces

-  2.1. Végétation naturelle
-  2.2. Sol nu
-  2.3. Surface urbaine
-  2.4. Réseau routier
-  Non classé (information non disponible)

Système de coordonnées: UTM  
Projection: Transverse Mercator  
Datum: RGR 1992

Réalisation : B.Bellón, Juin 2014





## 5 LIMITES ET PERSPECTIVES

---

Les résultats obtenus avec cette méthodologie monodate, bien que très satisfaisants, présentent certaines limites. En effet, l'utilisation d'une seule image limite la classification des surfaces agricoles à une seule période de l'année, dans notre cas – l'image utilisée datant du mois Juillet (2012) – celle-ci correspond au début de la campagne cannière où la plupart des parcelles de canne se trouvent en culture. Néanmoins, certaines surfaces agricoles se trouvant en sol nu n'ont pu être discriminés, donnant lieu à une sous-estimation de la surface totale occupée par le domaine agricole.

C'est ainsi que nous avons prétraité deux images Pléiades supplémentaires correspondant à la même emprise spatiale que l'image de 2012 (datant l'une du 28/05/2013 et l'autre du 04/01/2014) et commencé des travaux de normalisation radiométrique relative entre les images<sup>24</sup> pour lesquelles nous allons ensuite appliquer la méthodologie développée dans ce stage.

La suite de cette étude va donc consister d'une part à évaluer l'apport des séries temporelles à THRS dans l'identification de la totalité des surfaces agricoles, et d'autre part, en restant sur une optique monodate, à trouver la période optimale qui donnera les meilleures précisions. En outre, quatre images Pléiades - distribués sur d'autres zones de côte réunionnaise - ont été récupérées dans le but d'évaluer la reproductibilité de la méthodologie développée.

Par ailleurs, la très haute résolution permet d'observer des états de surface très particuliers qui induisent une forte hétérogénéité intra-culturelle (e.g. pour une même culture on peut trouver des parcelles en fin de culture couvertes de pailis, d'autres parcelles avec une faible couverture végétale venant d'être replantées, d'autres encore mal entretenues et donc affectés par des espèces végétales envahissantes, etc.).

Ainsi, la typologie de classes définie pour cette étude reste assez généraliste et nous pourrions donc envisager une meilleure précision de classification avec une typologie plus détaillée, notamment en décomposant la classe *Maraîchage et diversification* en plusieurs classes culturelles.

---

<sup>24</sup> En adaptant la méthodologie proposée par El Hajj (2008) dans sa thèse. Nous avons adopté cette démarche afin d'optimiser la consistance radiométrique entre les images, qui au niveau TOA reste assez faible en raison des différences dans les conditions d'acquisition entre les trois dates. Le choix a été celui-ci, les modules de calibration radiométrique absolue des différents logiciels de traitement d'image n'étant pas encore adaptés aux images Pléiades orthorectifiées.

Bien que l'objectif de la présente étude se centre uniquement sur la potentialité de la THRS, il faut considérer que le traitement de ces données est à ce jour très chronophage, et nécessite des ressources informatiques conséquentes et des grands volumes de stockage de données. Par conséquent, l'adaptation de la méthodologie développée pour des données à Haute Résolution Spatiale (HRS) telles que les prochaines images Sentinelle-2 ou les images SPOT - qui sont mises à disposition gratuitement pour le territoire réunionnais par l'antenne SEAS-OI - permettrait de comparer les résultats, et ainsi d'évaluer plus objectivement l'apport de la THRS par rapport à la HRS.

De même, une piste intéressante de recherche pourrait être d'adapter la méthodologie présentée avec des méthodes qui combinent l'imagerie Radar et la THRS. En particulier, les satellites radar de type SAR (*Synthetic Aperture Radar*) offrent des résolutions spatiales satisfaisantes au regard des espaces agricoles réunionnais (Baghdadi et al., 2012), et apportent des informations complémentaires à l'imagerie optique, potentiellement intéressantes pour la caractérisation des surfaces végétales (le signal radar permettant notamment d'obtenir par analyse polarimétrique des informations sur la structure des cultures).

## 6 CONCLUSION

---

Cette étude avait pour but d'évaluer le potentiel des images satellitaires à THRS et leur analyse orientée objet pour la cartographie du MOS à La Réunion. Le choix a été d'utiliser un produit Pléiades du 27/07/2012 qui englobe une zone dans le Sud-ouest de La Réunion, représentative des enjeux fonciers de l'île.

La méthodologie développée a permis de discriminer efficacement 8 classes de MOS grâce à deux méthodes différentes de classification par approche orientée objet : une classification supervisée et une classification par règles expertes. Un intérêt particulier a été porté à la classification du domaine agricole et à l'identification des cultures majeures à La Réunion. Les surfaces agricoles en culture ont été bien discriminées de la végétation naturelle avec une précision globale de plus de 87%. De plus, les quatre classes culturelles majeures à La Réunion (*Canne à sucre*, *Prairie*, *Maraîchage et diversification*, et *Verger*) ont été identifiées avec une précision de plus de 81%.

Les résultats démontrent ainsi la performance de l'imagerie satellitaire à THRS (Pléiades) combinée avec l'OBIA pour cartographier les grandes types de MOS et notamment pour discriminer les différentes cultures des milieux agricoles tropicaux fragmentés - caractérisés par des systèmes cultureux très hétérogènes et des parcelles de petite taille - tels que le territoire réunionnais.

La méthodologie développée met en évidence des pistes d'une future réponse opérationnelle à l'une des préoccupations majeures à La Réunion : le manque d'une donnée cartographique fine du MOS.

Cette donnée étant aujourd'hui fortement attendue, il est nécessaire d'affiner la méthodologie présenté tout en continuant à diriger les efforts de recherche vers de nouvelles méthodologies qui profitent des technologies de pointe, contribuant ainsi à une meilleure gestion du développement territorial.



## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

---

- Anderson, J. R. (1976). *A land use and land cover classification system for use with remote sensor data* (Vol. 964). US Government Printing Office.
- Antunes, A. F. B., Lingnau, C., & Da Silva, J. C. (2003). Object oriented analysis and semantic network for high resolution image classification. *Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil*, 05-10.
- Aulanier F. (2012). Méthodologie d'évaluation des services environnementaux de l'agriculture par approche spatiale à la Réunion. Paris: AgroParisTech. Mémoire d'ingénieur, spécialité 'Environnement, Eau, Déchets et Aménagements Durables', 81 p.
- Baatz, M., & Schäpe, A. (2000). Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII*, 12-23.
- Baghdadi, N., Moinet, S., Todoroff, P., & Cresson, R. (2012). Utilisation de l'imagerie radar Terrasar-X THRS pour le suivi de la coupe de canne à sucre à l'Ile de la Réunion. *Revue française de photogrammétrie et de télédétection*, (197), 64-75.
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., & Heynen, M. (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 58(3), 239-258.
- Begué, A., Degenne, B., Baillarin, F., Lemonnier, H., Lebourgeois, V., Gargaros, D. (2005). *Compte-rendu de fin de recherche d'opérations d'une recherche financée par le Ministère de la Jeunesse, de l'Education et de la Recherche, le projet SUCRETTE (Suivi de la Canne à Sucre par Télédétection)*, CIRAD, SPOT Images, 117p
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 65(1), 2-16.
- Bonnal P, Piraux M, Fusillier JL, Guilluy D. (2003). *Approche de la multifonctionnalité de l'agriculture à la Réunion*. Rapport MAAPAR. Montpellier : CIRAD
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and regression trees. Wadsworth & Brooks. *Cole Statistics/Probability Series, Pacific Grove, Cal.*

- Definiens, A. G. (2007). Definiens Developer 7 Reference Book. *Definiens AG, München*, 21-24.
- Definiens, A. G. (2009). Definiens Developer 7 User Guide. *München: Definiens AG*.
- El Hajj, M. (2008). *Exploitation des séries temporelles d'images satellite à haute résolution spatiale par fusion d'informations multi-sources pour le suivi des opérations culturales: application à la détection des coupes de canne à sucre à la Réunion* (Tesis doctoral, Paris, AgroParisTech).
- Fisher, P., Comber, A. J., & Wadsworth, R. (2005). Land use and Land cover: Contradiction or Complement. *Re-presenting GIS*, 85-98.
- Foody, G.M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80, (1), 185-201.
- Grömping, U. (2009). Variable importance assessment in regression: linear regression versus random forest. *The American Statistician*, 63(4).
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6), 610-621.
- Harrell Jr, F. E. (2008). Hmisc: harrell miscellaneous. *R package version*, 3-5.
- INSEE. (2012). URL : [http://www.insee.fr/fr/themes/document.asp?reg\\_id=23&ref\\_id=20056&page=etudes\\_detaillees/com\\_ultramarins/com\\_ultramarins\\_03.htm](http://www.insee.fr/fr/themes/document.asp?reg_id=23&ref_id=20056&page=etudes_detaillees/com_ultramarins/com_ultramarins_03.htm)
- INSEE. (2014). URL : [http://www.insee.fr/fr/themes/document.asp?ref\\_id=20729](http://www.insee.fr/fr/themes/document.asp?ref_id=20729)
- Lagabrielle, E., Metzger, P., Martignac, C., Durieux, L., & Grellet, G. (2005). Guide critique d'utilisation des informations produites dans le cadre du projet TEMOS à La Réunion. *CIRAD* [en ligne] disponible sur : [http://www.cirad.fr/reunion/actualites/archives\\_2006/rapport\\_temos](http://www.cirad.fr/reunion/actualites/archives_2006/rapport_temos)
- Lê, S., Josse, J., & Husson, F. (2008). FactoMineR: an R package for multivariate analysis. *Journal of statistical software*, 25(1), 1-18.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. *R news*, 2(3), 18-22.
- Maxwell, T. (2005). *Object-oriented classification: Classification of Pan-Sharpned QuickBird imagery and a fuzzy approach to improving image segmentation efficiency*. University of New Brunswick (Canada).



- Platt, R. V., & Rapoza, L. (2008). An Evaluation of an Object-Oriented Paradigm for Land Use/Land Cover Classification. *The Professional Geographer*, 60(1), 87-100.
- SAFER. (2014). URL : <http://www.safer.fr/safer-la-reunion.asp>
- Suchenwirth, L. O., Gärtner, P., Förster, M., & Kleinschmit, B. (2012). Combining Object-Based Image Analysis and Data Mining for carbon assessment in floodplains.
- Team, R. C. (2014). R: A language and environment for statistical computing.
- Vieira, M. A., Formaggio, A. R., Rennó, C. D., Atzberger, C., Aguiar, D. A., & Mello, M. P. (2012). Object based image analysis and data mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 123, 553-562.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), 338-353.
- Zhang, Y., & Maxwell, T. (2006). A trained segmentation technique for optimization of object-oriented classification. In *ISPRS commission VII Mid-term Symposium-Remote Sensing from Pixels to Processes, Enschede, the Netherland* (pp. 8-11)



## LISTE D'ANNEXES

---

Annexe I. Fiche descriptive de la nomenclature élaborée

Annexe II. Diagramme de flux : Etapes d'analyse et traitement des données

Annexe III. Détail des règles de classification développées

Annexe IV. Détail des indices utilisés

Annexe V. Détail du résultat de l'extraction des surfaces urbaines



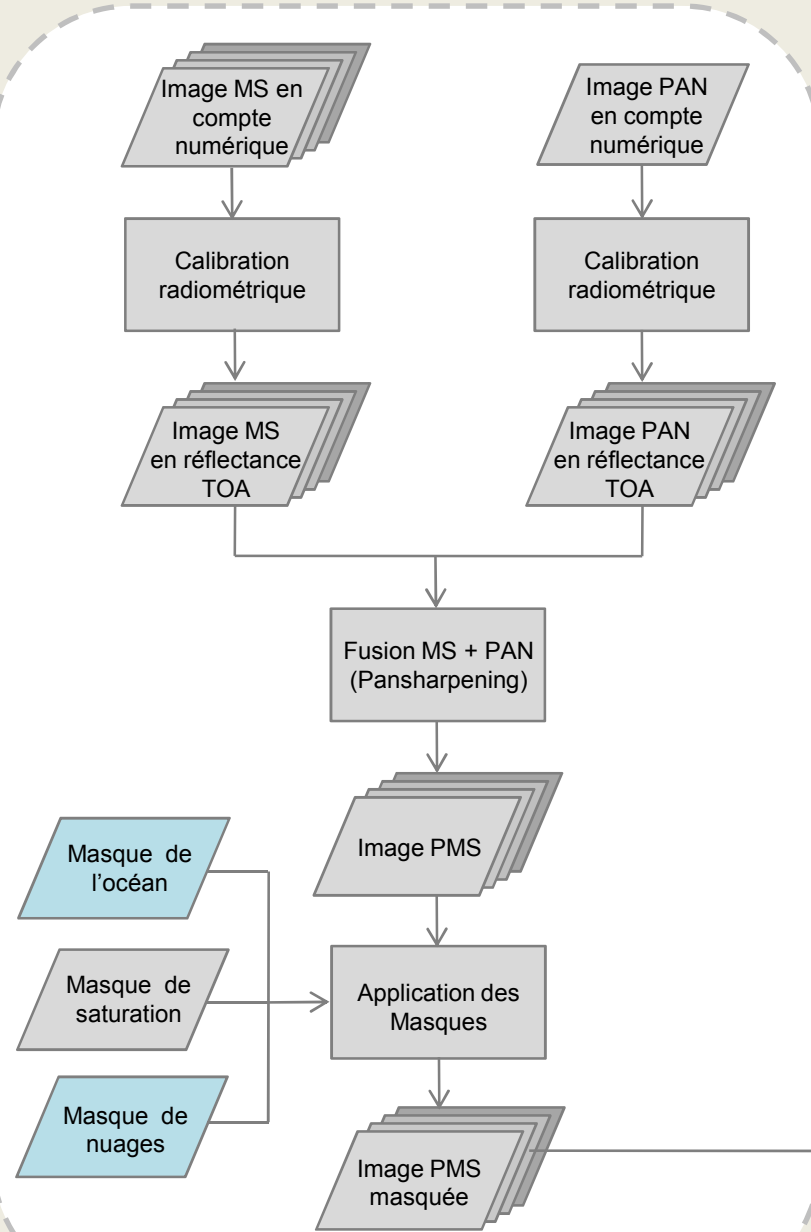
## ANNEXE I. Fiche descriptive de la nomenclature élaborée.

1. Surfaces agricoles en culture	
1.1. Canne à sucre	Parcelles agricoles cultivées en canne à sucre
1.2. Prairie	Parcelles agricoles destinées à la culture de plantes fourragères, principalement de graminées, destinées au pâturage ou à la fauche.  A la Réunion on distingue deux types de prairies : les prairies tempérées et les prairies tropicales.
1.3. Maraîchage et diversification	Culture diversifiée de légumes, d'espèces aromatiques, florales et de certains fruits et céréales.  Espèces principales cultivées à la Réunion : Chou-fleur, poivron, aubergine, arachide, piment, manioc, légumineuses, tomate, salade, gingembre.  Y compris dans cette classe les ananas, les fraises et le maïs
1.4. Verger	Culture d'arbres ou arbustes fruitiers (Longanier, Manguier, Avocatier, Litchi, Agrumes, Cocotier, Pitaya, Papayer, Jaquier, Grenadier).  Y compris dans cette classe les Pépinières, les Vergers mixtes, les Palmeraies et les Bananiers.
2. Autres surfaces	
2.1. Végétation naturelle	Cette classe englobe les formations végétales conservées et les espaces dégradés ou anthropisés qui ont été colonisés par des espèces végétales de façon naturelle.  Y compris la <u>végétation herbacée</u> : Végétation de faible productivité constituée principalement de graminées et de broussailles (la plupart espèces exotiques et envahissantes).  <u>Végétation arbustive et buissonnante</u> : Formation végétale constituée principalement de buissons et d'arbustes (peux comprendre quelques arbres isolés). Y compris les friches (jachères délaissées peuplées par des espèces envahissantes caractéristiques des zones qui ont suivi une modification de l'écosystème locale). Deux espèces caractéristiques à la Réunion : Baie Rose (ou Faux Poivrier - <i>Schinus molle</i> Raddi), Avocat marron ( <i>Litsea glutinosa</i> )  <u>Forêts et formations arborées</u> : Formations végétales denses constituées principalement d'espèces arborées. Y

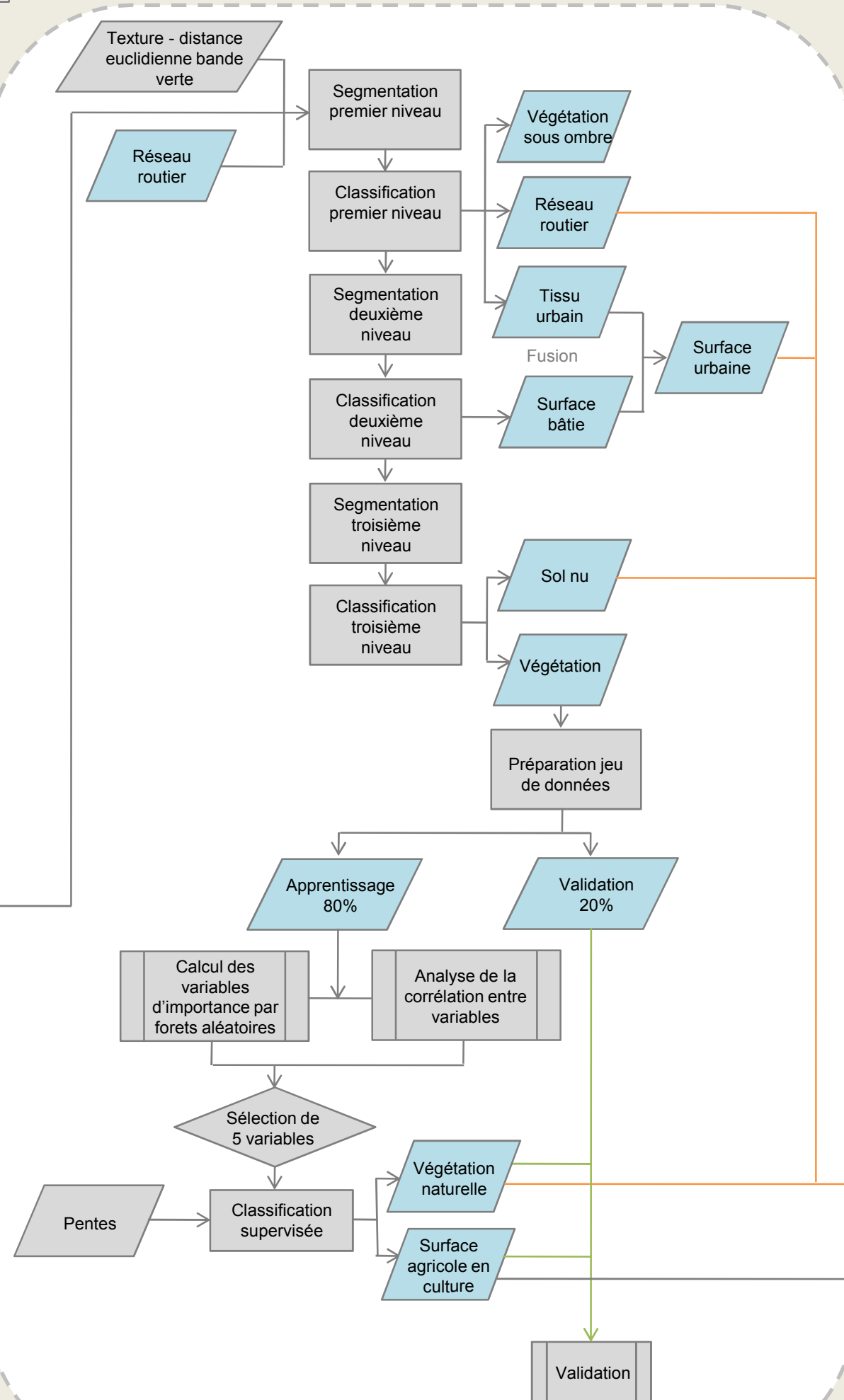
	<p>compris les forêts semi-sèches sur les remparts des ravines et les forêts des Hauts</p> <p><u>Végétation peu couvrante</u> : Végétation éparse généralement présente dans des zones en dégradation ou en milieux défavorables à l'établissement d'une couverture végétale continue</p>
<b>2.2. Sol nu</b>	<p>Sol dépourvu de végétation et affleurements rocheuses. Y compris les plages, les lits des rivières (fonds de ravine) et autres surfaces en sable, graviers et galets</p> <p>Y compris les <u>parcelles agricoles en sol nu</u> : Terre qui, après la récolte des cultures, reste exposée. Y compris les parcelles labourées suite à la fin de culture. Parfois présence de restes végétales des cultures précédentes.</p>
<b>2.3. Surface urbaine</b>	<p>Toute surface intégrée dans un milieu urbain artificialisé.</p> <p>Y compris les <u>Espaces verts urbains</u> - Espaces végétalisés inclus dans le tissu urbain. Y compris jardins, parcs, cimetières, terrains de sport, vergers et potagers (sur des parcelles d'usage familial et non de production agricole)</p> <p>Y compris les <u>Bâtiments entourés d'un tissu urbain continu</u> et les <u>Bâtiments éloignés des noyaux urbains</u>, y compris les hameaux et les Serres<sup>1</sup>.</p> <p><u>Surfaces en eau artificialisées</u> : Piscines et bassins artificiels en plein air (réservoirs, retenus collinaires...), y compris les bassins d'épuration des eaux</p> <p><u>Sol nu artificialisé</u> - Sol dépourvu de végétation, modelé par les activités humaines. Y compris les dépôts, les terrains hippiques, les carrières, les zones exposées suite à des travaux pour futures constructions (maisons/résidences, serres, zones industrielles...)</p>
<b>2.4. Réseau routier</b>	<p>Axes principales de communication : Routes Nationales et Secondaires de 1, 2, 3 et 4 voies</p>

<sup>1</sup> Les cultures hors-sol et sous serres n'ont pas été considérées dans la classification de surfaces agricoles en culture.

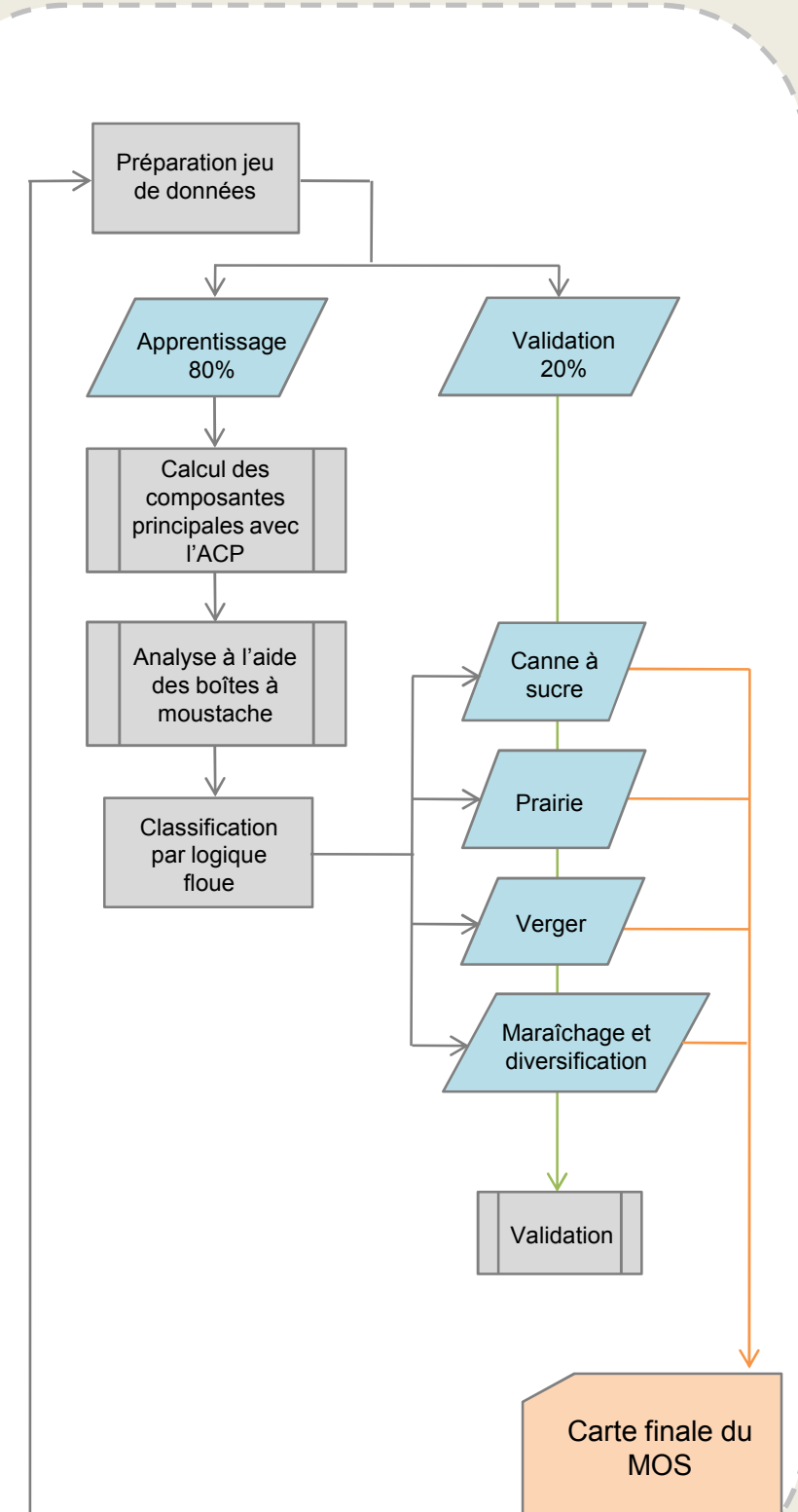
### 1. Prétraitements



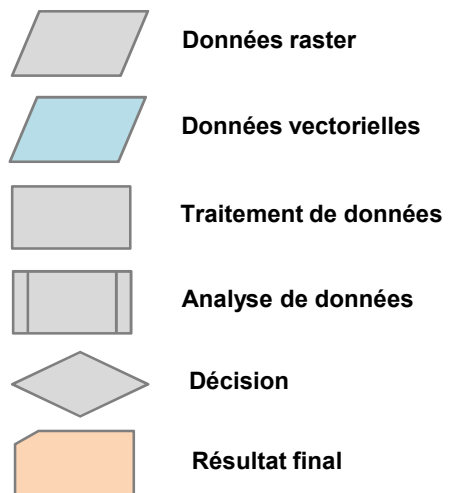
### 2. Extraction des classes générales de MOS



### 3. Extraction des classes culturelles



LEGENDE







ANNEXE III. Détail des règles de classification développées

Niveau de segmentation	Classe	Opérateur	Paramètre/Indice	Seuil	Condition additionnelle	Heritage
Premier	Réseau routier	and (min)	"Id" Routes = 1			
Premier	Tissu urbain	and (min)	Mean euclidian distance BV	≥ 255	not Réseau routier	
Premier	Végétation sous ombre	and (min)	Somme de réflectances	≤ 600	not Réseau routier	
			NDVI	≤ 0.28	not Tissu urbain	
Deuxième	Surface bâtie	and (min)	Max. Diff	≤ 1.48	not Réseau routier	
			Mean euclidian distance BV	≥ 259	not Végétation sous ombre	
			Mean Rouge	≥ 1007		
			Mean Vert	≥ 830		
			NDVI	≤ 0.41		
			Rapport Somme/PIR	≥ 2.67		
Troisième	Sol nu	and (min)	NDVI	≤ 0.3	not Réseau routier	
			Rapport Somme/PIR	≥ 2.25	not Tissu urbain not Végétation sous ombre not Surface bâtie	
Troisième	Végétation	and (min)				not Réseau routier not Tissu urbain not Végétation sous ombre not Surface bâtie not Sol nu
Troisième	Végétation naturelle	and (min)	Standard nearest neighbor (generated):			and (min) [végétation]
			Mean Rouge			
			Standard deviation Vert			
			Standard deviation PIR			
			Somme de réflectances			
Troisième	Surface agricole en culture	and (min)	Indice de couleur de la végétation			and (min) [végétation]
			"Id" Pentes = 1			
			Standard nearest neighbor (generated):			
			Mean Rouge			
			Standard deviation Vert			
			Standard deviation PIR			
			Somme de réflectances			
			Indice de couleur de la végétation			

Légende		
	Vide	Methode de classification
	Classes finales « Surfaces agricoles en culture »	Classification supervisée
	Classes finales « Autres surfaces »	Classification par règles expertes suivant une logique booléenne
	Classes intermediaires	Classification par règles expertes suivant une logique floue

Troisième	Canne à sucre	and (min)	CP1	3079.5	4165.6	5232.1		and (min) [végétation]
			CP2	-2559.2	-2108.9	-1653.8		and (min) [surface agricole en culture]
			CP3	-734.3	-588.9	-457.2		
Troisième	Maraîchage et diversification	and (min)	CP1	2221.2	3341.3	4488.9		and (min) [végétation]
			CP2	-2153.6	-1763.8	-1390.2		and (min) [surface agricole en culture]
			CP3	-855.1	-570.6	-364.9		
Troisième	Prairie	and (min)	CP1	2545.1	3611.8	4858.7		and (min) [végétation]
			CP2	-2455.5	-2071.2	-1724.6		and (min) [surface agricole en culture]
			CP3	-560.4	-432.8	-301.9		
Troisième	Verger	and (min)	CP1	2006.1	2753.4	3318.4		and (min) [végétation]
			CP2	-1634.9	-1354	-1183.6		and (min) [surface agricole en culture]
			CP3	-663.9	-518.2	-446.7		
	Surface urbaine	Obtenue en combinant les résultats des classes Tissu urbain et Surface bâtie						

Légende		
	Vide	Methode de classification
	Classes finales « Surfaces agricoles en culture »	Classification supervisée
	Classes finales « Autres surfaces »	Classification par règles expertes suivant une logique booléenne
	Classes intermédiaires	Classification par règles expertes suivant une logique floue

#### ANNEXE IV. Détail des indices utilisés.

T y p e	Indice	Abréviation	Formule	Description
Radiométriques	Somme de réflectances	Somme_Reflectances	$\bar{c}(v) = \frac{1}{w^B} \sum_{k=1}^K w_k^B \bar{c}_k(v)$ <p>où K est le nombre de bandes totales utilisées, k une bande spectrale, <math>w^B</math> la somme des poids des valeurs de brillance pour toute bande k utilisée, <math>w_k^B</math> le poids de brillance pour la bande k et <math>\bar{c}_k(v)</math> l'intensité moyenne de la bande k dans l'objet v.</p>	Cet indice calcule la somme des valeurs de brillance moyenne pour les bandes spectrales (dans notre cas B + V + R + PIR).
	Indice de végétation brute	Diff_R_PIR	$PIR - R$	Indice introduit par Richardson and Wiegand (1977). Une valeur positive de cet indice souligne la présence de végétation.
	Indice de Brillance des sols	IB	$\sqrt{R^2 + PIR^2}$	Calcule la luminance des surfaces. Permet de faire la distinction entre les surfaces végétalisées et les sols nus.
	Max diff.	Max_diff	$\frac{\max_{i,j \in K_B}  \bar{c}_i(v) - \bar{c}_j(v) }{\bar{c}(v)}$ <p>Avec i,j les images considérées, <math>\bar{c}(v)</math> la valeur de brillance de l'objet v, <math>\bar{c}_i(v)</math> (respectivement <math>\bar{c}_j(v)</math>) l'intensité moyenne de l'image i (respectivement j) pour l'objet v, <math>c_k^{max}</math> la valeur de brillance possible la plus élevée pour l'image k, et <math>K_B</math> le poids positif de la brillance dans les images.</p>	Calcule le contraste radiométrique entre les objets selon les moyennes d'intensité et de brillance des bandes spectrales (dans notre cas B +V + R + PIR).
	Indice de couleur de la végétation	ICV	$V - R$	
	Indice de couleurs froides	ICF	$\frac{R - PIR}{R + PIR} \times max\ diff$	
	Indice d'irrigation	II	$\sqrt{B^2 + V^2 + R^2 + PIR^2}$	
	Indice de la végétation verte	IVV	$((-0,290 \times B) - (0,652 \times V)) + ((0,6 \times R) - (0,491 \times PIR))$	Calcule la quantité de végétation verte

	Moyenne	Mean_X $X = \{B ; R ; V ; PIR\}$	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	Moyenne des valeurs radiométriques des pixels composant un objet dans une bande spectrale donnée (vert, rouge, bleue, PIR)
	NDVI	NDVI	$\frac{PIR - R}{PIR + R}$	Indice de végétation par différence normalisé (Tucker , 1979). Il rend compte de la biomasse des végétaux.
	NDWI	NDWI	$\frac{PIR - MIR}{PIR + MIR}$	Indice de stress hydrique par différence normalisée (Gao ,1996). Il rend compte de la teneur en eau des surfaces.
	Indice de végétation par quotient	Rapport_R_PIR	$\frac{PIR}{R}$	Birth and McVey (1968) Cet indice capture le contraste entre les réflectances dans les bandes rouge et infrarouge.
	Rapport Somme de réflectances et PIR	Rapport_Somme_PIR	$\frac{\bar{c}(v)}{PIR}$	
	Ratio (Bande X / Somme de réflectances)	Ratio_X $X = \{B ; R ; V ; PIR\}$	$\frac{\{B; PIR; R; V\}}{\bar{c}(v)}$	
	Ecart type	StdDev_X $X = \{B ; R ; V ; PIR\}$	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	Ecart-type des valeurs radiométriques des pixels dans une bande donnée (B,R,V ou PIR)
Texturaux	Distance euclidienne moyenne		$\frac{\Sigma[\Sigma_{\lambda}(x_{c\lambda} - x_{ij\lambda})^2]^{\frac{1}{2}}}{n - 1}$ <p>où <math>x_{ij\lambda}</math> = la valeur radiométrique du pixel (i,j) pour une bande <math>\lambda</math>  <math>x_{c\lambda}</math> = la valeur radiométrique du pixel centrale de la fenêtre pour la bande <math>\lambda</math>  n = le nombre de pixels dans la fenêtre</p>	<p>La moyenne de la distance euclidienne en une dimension, entre la valeur de chaque pixel dans une fenêtre donnée (dans notre cas 50x50) et la valeur du pixel central dans cette fenêtre pour une bande donnée (dans notre cas la bande V)</p> <p>(Irons et Petersen, 1981)</p> <p>Dans notre cas cette texture à été calculé pour la bande V.</p>
	Matrice de co-occurrence des niveaux de gris	GLCM	<p>Dans les formules ci-dessous :</p> <p>P = entrée de la matrice de co-occurrence</p> <p><math>P_{i,j}</math> = élément de la ligne i, colonne j de P</p> <p><math>N_g</math> = Nombre de niveaux de gris de l'image</p>	<p>(Haralick, 1979)</p> <p>La GLCM permet de calculer un nombre multiple de paramètres statistiques qui décrivent différents aspects de la texture</p>

			$\mu_j = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} j P_{i,j}$ $\sigma_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{i,j} (i - \mu_i)^2}$	<p>(Clausi, 2002).</p> <p>Tous les indices ont été définis pour toutes les directions (all dir.) et calculés pour l'ensemble de bandes (B,V,R et PIR).</p> <p>Les paramètres sont présentés ci-dessous.</p>
	GLCM Contraste	GLCM_Contrast	$\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{i,j} (i - j)^2$	Mesure le contraste de la texture des surfaces.
	GLCM Corrélation	GLCM_Correlation	$\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} \frac{(i - \mu_i) (j - \mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} P_{i,j}$	Mesure la corrélation de la texture des surfaces.
	GLCM Dissimilarité	GLCM_Dissimilarity	$\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{i,j}  i - j $	Mesure l'hétérogénéité de la texture des surfaces.
	GLCM Entropie	GLCM_Entropy	$-\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{i,j} (\log p_{i,j})$	Mesure la dispersion de la texture des surfaces.
	GLCM Moyenne	GLCM_Mean	$\mu_i$	Mesure la moyenne de la texture des surfaces.
	GLCM Ecart type	GLCM_StdDev	$\sigma_i$	Mesure l'écart type de la texture des surfaces.





## ANNEXE V. Détail du résultat de l'extraction des surfaces urbaines.

### Détail de l'extraction du tissu urbain



Détail du premier niveau de segmentation

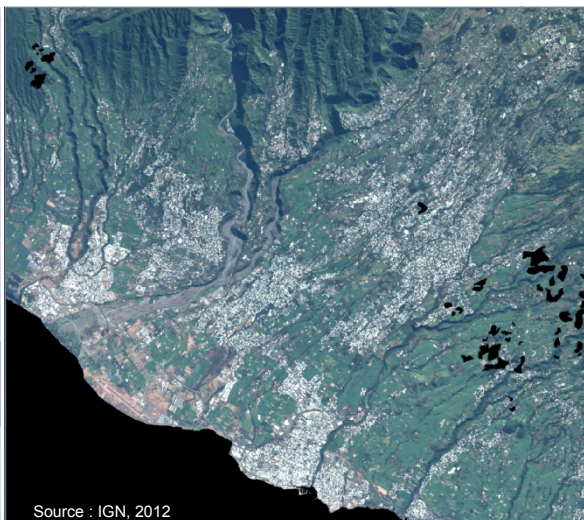
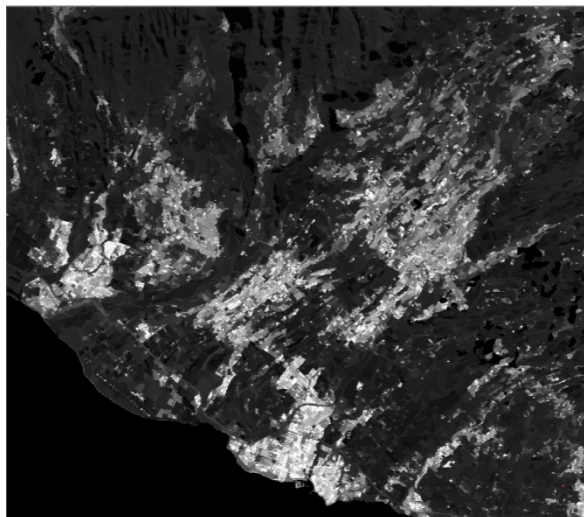
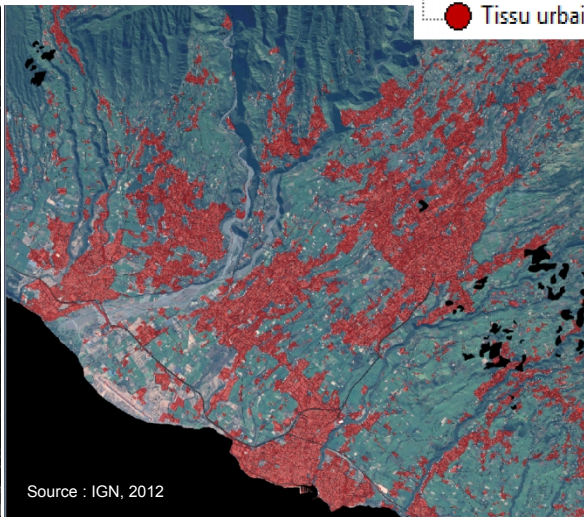


Image Pléiades (océan et nuages masqués), composition colorée RVB



Canal textural: Distance moyenne Euclidienne sur la Bande Verte



Classe Tissu urbain

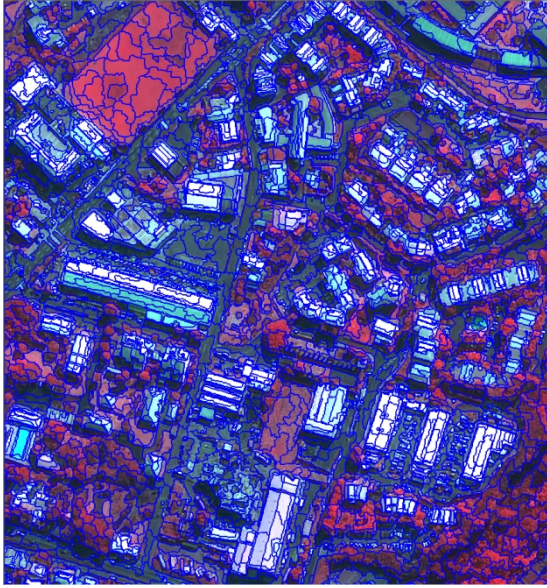


Détail des classes Tissu urbain et Végétation





## Détail du réseau routier et des surfaces bâties



Détail du deuxième niveau de segmentation



Extrait du canal textural: Distance moyenne Euclidienne sur la Bande Verte



Extrait de l'image Pléiades, composition colorée en fausses couleurs (PIR,R,V)



Détail des classes Réseau routier et Surface bâtie



